UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

# Programación de la operación de una microred de prueba minimizando la congestión y el costo de operación mediante algoritmos heurísticos

**Lizeth Alejandra Nitola Chaparro**

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ingeniería

Bogotá, Colombia

2021

# Programación de la operación de una microred de prueba minimizando la congestión y el costo de operación mediante algoritmos heurísticos

**Lizeth Alejandra Nitola Chaparro**

Trabajo final de maestría presentado como requisito parcial para optar al título de:

**Magister en Ingeniería Eléctrica**

Director:

Sergio Raúl Rivera Rodríguez, PhD

Línea de Investigación:

Sistemas de Potencia, Smart Grids

Optimización usando algoritmos heurísticos

Grupo de Investigación:

Electromagnetic Compatibility EMC

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ingeniería

Bogotá, Colombia

2021

*(Dedicatoria o lema)*

*…A mis padres Alonso, Doris y hermanos por ser su gran apoyo y fortaleza. A Leonardo y mi madrina Imelda por su apoyo constante y amor incondicional.*

# Declaración de obra original

Yo declaro lo siguiente:

He leído el Acuerdo 035 de 2003 del Consejo Académico de la Universidad Nacional. «Reglamento sobre propiedad intelectual» y la Normatividad Nacional relacionada al respeto de los derechos de autor. Esta disertación representa mi trabajo original, excepto donde he reconocido las ideas, las palabras, o materiales de otros autores.

Cuando se han presentado ideas o palabras de otros autores en esta disertación, he realizado su respectivo reconocimiento aplicando correctamente los esquemas de citas y referencias bibliográficas en el estilo requerido.

He obtenido el permiso del autor o editor para incluir cualquier material con derechos de autor (por ejemplo, tablas, figuras, instrumentos de encuesta o grandes porciones de texto).

Por último, he sometido esta disertación a la herramienta de integridad académica, definida por la universidad.

_____

Lizeth Alejandra Nitola Chaparro

Fecha 26/01/2021

Fecha

# Agradecimientos

Agradezco a Dios por su amor, bondad e iluminación para cumplir los objetivos que me he impuesto en la vida.

A mis padres Doris y Alonso, por educarme y guiarme en la vida. Por su paciencia, motivación y comprensión. Gracias a ustedes en todo lo que soy. También quiero agradecer especialmente a mi abuela Marina por todo el tiempo y dedicación en los momentos más importantes de mi vida, así mismo a mi madrina Imelda por sus sabios consejos y su incondicional apoyo mantenido a través del tiempo.

A mi pareja por su amor, compañía, aliento y motivación.

A mi director Sergio Raúl Rivera, PhD, quien siempre me contribuyó con sus ideas, con sus conocimientos y con su experiencia. De igual forma por su tiempo y disposición para el desarrollo y orientación de este proyecto final de maestría.

A mis compañeros de estudio con los cuales compartí y aprendí. Por su apoyo y tiempo en la ejecución de labores académicas y profesionales.

Finalmente, a la Universidad Nacional por concederme la oportunidad de aprender continuamente por medio de un personal capacitado. Por toda la logística y medios de formación.

# Resumen

El presente estudio revisa el impacto que se puede presentar por la inmersión de fuentes de generación a la red de distribución, con un enfoque técnico, operativo y comercial, dadas por las transacciones de energía entre cliente y operador. De esta manera se requiere de un arreglo matemático que permita identificar el balance entre la congestión y el costo de operación de una microred. en el momento de realizar la programación de la operación del sistema en un horizonte de tiempo de 24 horas. Así la investigación se encamina a la solución mediante algoritmos heurísticos, que permiten abordar las restricciones no-covexas del planteamiento del problema propuesto.

El algoritmo de optimización propuesto para el análisis esta dado por el método de optimización de enjambre de partículas multiobjetivo (MOPSO), proporcionando un conjunto de soluciones que son conocidas como Pareto óptimo. Este algoritmo se plantea en un sistema IEEE de 141 buses/nodos, el cual consta de una red radial de distribución que considera 141 buses usado como uno de los casos base o caso de estudio en Matpower. Para ello, este sistema fue modificado y enél se incluyeron una serie de inyecciones de generación renovable, sistemas que coordinan vehículos eléctricos, (agregadores), almacenamiento en baterías y el nodo slack se mantuvo igual que el caso base y se asumió que este tiene (generación tradicional).
Al final se puede evidenciar que el algoritmo puede aportar soluciones para la planificación de la operación de la red, probar la robustez del sistema y verificar algunas contingencias de forma comparativa. Siempre optimizando el balance entre la congestión y el costo.

**Palabras clave: congestión, costo de operación, optimización multiobjetivo, MOPSO, Pareto óptimo, microred, energías renovables.**

# Abstract

This study reviews the impact that can be presented by the immersion of generation sources into the distribution network, with a technical, operational and commercial approach, given by the energy transactions between customer and operator. This requires a mathematical arrangement to identify the balance between congestion and the operating cost of a microgrid when it is required the operation scheduling of the system in a day ahead horizon time. Thus, the research is directed to the solution, using heuristic algorithms, since they allow the non-convex constraints of the mathematical proposed problem.

The optimization algorithm proposed for the analysis is given by the Multi-Object Particle Swarm Optimization (MOPSO) method, it provides a set of solutions that are known as Optimal Pareto. This algorithm is presented in an IEEE 141-bus system, which consists of a radial distribution network that considers 141 buses used by Matpower, this system was modified and included a series of renewable generation injections, systems that coordinate electric vehicles, battery storage and the slack node was maintained and assumed to have (traditional generation).

In the end it can be shown that the algorithm can provide solutions for network operation planning, test system robustness and verify some contingencies comparatively. Always optimizing the balance between congestion and cost.

**Keywords: congestion, cost of operation, multi-object optimization, MOPSO, Optimal pareto, microgrid, renewable energies.**

# Contenido

**Pág.**

**Resumen** ..... **IX**

**Lista de figuras** ..... **XIII**

**Lista de tablas** ..... **XVI**

**Lista de símbolos y abreviaturas** ..... **XVII**

**Introducción** ..... **1**

**1. Congestión en sistemas de potencia** ..... **5**
1.1 Literatura revisada ..... 7
1.2 Índices utilizados para la gestión de la congestión (función objetivo 1 del problema a solucionar) ..... 12
1.3 Características del problema a considerar ..... 20

**2. Costos de operación de una microred (función objetivo 2 del problema a solucionar) 23**
2.1 Costo generación por fuentes fósiles ..... 23
2.2 Costo de generación fotovoltaica ..... 24
2.2.1 Costo de penalización para el caso subestimado de energía solar ..... 25
2.2.2 Costo sobreestimado de energía solar ..... 26
2.3 Costo de generación eólica ..... 27
2.3.1 Costo subestimado energía eólica ..... 28
2.3.2 Costo sobreestimado energía eólica ..... 28
2.4 Costo por vehículos eléctricos ..... 29
2.5 Costo de operación por almacenamiento ..... 31

**3. Algoritmos usados en optimización multiobjetivo** ..... **35**
3.1 Algoritmos heurísticos ..... 35
3.2 Algoritmos metaheurísticos ..... 36
3.2.1 Algoritmos genéticos ..... 36
3.2.2 Algoritmos de recocido simulado ..... 37
3.2.3 Algoritmos de búsqueda tabú ..... 37
3.2.4 Algoritmos por colonia de hormigas ..... 37
3.2.5 Algoritmos por enjambre de partículas ..... 37
3.3 Soluciones optimas de pareto o frente pareto ..... 38
3.4 Algoritmo non dominated Sorting genetic (NASGA-II) ..... 39
3.5 Algoritmo multi objective particle optimization (MOPSO) ..... 40
3.5.1 Procedimiento de optimización del (MOPSO) ..... 41

**4. Caso de estudio y resultados ..... 45**
4.1 Descripción del sistema bajo estudio ..... 45
4.2 Formulación del problema ..... 48
4.3 Integración de funciones objetivo ..... 48
4.3.1 Integración del índice de congestión ..... 48
4.3.2 Integración de costos de operación de la microred de prueba ..... 49
4.4 Resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO ..... 55
4.5 Variación de las variables de decisión en los puntos del Pareto óptimo ..... 58
4.5.1 Valor que toman las variables de decisión en la posición 1 ..... 58
4.5.2 Valor que toman las variables de decisión en la posición 2 ..... 62
4.5.3 Valor que toman las variables de decisión en la posición 3 ..... 65
1.1.1 68
4.5.4 Valor que toman las variables de decisión en la posición 4 ..... 68
4.5.5 Valor que toman las variables de decisión en la posición 5 ..... 71
4.5.6 Valor que toman las variables de decisión en la posición 6 ..... 74
4.5.7 Valor que toman las variables de decisión en la posición 7 ..... 77
4.5.8 Valor que toman las variables de decisión en la posición 8 ..... 80
4.6 Análisis de sensibilidad de la capacidad de las líneas en el caso 141 IEEE modificado ..... 83
4.7 Comparación de Resultados con MOPSO y NSGA-II ..... 86

**5. Conclusiones y recomendaciones ..... 91**
5.1 Conclusiones ..... 91
5.2 Recomendaciones y trabajos futuros ..... 93

**Bibliografía ..... 95**

# Lista de figuras

**Pág.**

**Figura 1-1:** Análisis de sensibilidad de variación de demanda, variación de capacidad de máxima trasferencia de potencia e índice de congestión**.**..... 15
**Figura 3-1:** Procedimiento de promoción de individuos NSGA-II [48]..... 40
**Figura 3-2:** Cambio de posición de un individuo [49]..... 42
**Figura 4-1:** Sistema de distribución radial de 141 nodos (modificado de [53])..... 45
**Figura 4-2:** Topología de la red de distribución radial de 141 [49]..... 46
**Figura 4-3:** Frente Pareto de soluciones obtenidas para minimizar f1(costo de operación) y f2(índice de congestión)..... 56
**Figura 4-4:** Relación costo de operación e Índice de congestión. ..... 58
**Figura 4-5:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red..... 59
**Figura 4-6:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 60
**Figura 4-7:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día..... 61
**Figura 4-8:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día..... 62
**Figura 4-9:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red..... 63
**Figura 4-10:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 64
**Figura 4-11:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día..... 64
**Figura 4-12:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día..... 65
**Figura 4-13:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red..... 66
**Figura 4-14:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 67
**Figura 4-15:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día..... 67
**Figura 4-16:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día..... 68
**Figura 4-17:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red..... 69
**Figura 4-18:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 69
**Figura 4-19:** Cantidad de potencia eólica despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 70

**Figura 4-20:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día ..... 70
**Figura 4-21:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red. ..... 72
**Figura 4-22:** Cantidad de potencia solar y despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 72
**Figura 4-23:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 73
**Figura 4-24:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día ..... 73
**Figura 4-25:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red. ..... 75
**Figura 4-26:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 75
**Figura 4-27:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 76
**Figura 4-28:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día ..... 76
**Figura 4-29:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red. ..... 78
**Figura 4-30:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 78
**Figura 4-31:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 79
**Figura 4-32:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día ..... 79
**Figura 4-33:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red. ..... 80
**Figura 4-34:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 81
**Figura 4-35:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día. ..... 82
**Figura 4-36:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día ..... 82
**Figura 4-37:** Relación entre índice de congestión y capacidad de transferencia de potencia en las líneas ..... 83
**Figura 4-38:** Relación entre índice de congestión y capacidad de transferencia de potencia en las líneas ..... 84
**Figura 4-39:** Relación entre costo de operación y capacidad de transferencia de potencia en las líneas ..... 84
**Figura 4-40:** Relación entre índice de congestión y capacidad de transferencia de potencia en las líneas ..... 85

**Figura 4-41:** Relación entre costo de operación y capacidad de transferencia de potencia en las líneas..... 85
**Figura 4-42:** Pareto del MOPSO en un índice de congestión 1.045 y Costo (1.142 E4). ..... 87
**Figura 4-43:** Pareto del NSGA-II en un índice de congestión 1.048 y Costo (2.813 E4). ..... 87
**Figura 4-44:** Pareto del MOPSO en un índice de congestión 0.9983 y Costo (1.215E4) ..... 87
**Figura 4-45:** Pareto del NSGA-II en un índice de congestión 0.9956 y Costo (3.103E4) ..... 88
**Figura 4-46:** Pareto del MOPSO en un índice de congestión 0.853 y Costo (1.217E4).. ..... 89
**Figura 4-47:** Pareto del NSGA-II en un índice de congestión 0.8538 y Costo (5.124E4) ..... 89
**Figura 4-48:** Pareto del MOPSO en un índice de congestión 0.7344 y Costo (8.231E4) ..... 90
**Figura 4-49:** Pareto del NSGA-II en un índice de congestión 0.737 y Costo (1.542E4)) ..... 90

# Lista de tablas

**Pág.**

**Tabla 1-1**: Resultados encontrados en las referencias consultados.....16
A continuación, se muestran algunas características del caso de estudio (**Tabla 4-1**). ...47
**Tabla 4-2**: Características de los elementos eléctricos que componen el CASO 141 IEE. .....47
**Tabla 4-3**: Características de potencia activa y reactiva del caso 141. .....47
**Tabla 4-4**: Variables de decisión de generación distribuida [28].....52
**Tabla 4-5**: Valores de capacidades de los generadores [28].....52
**Tabla 4-6**: Valores de los parámetros del sistema de almacenamiento con baterías [28]. .....53
**Tabla 4-7**: Costo de cada tipo de generación [28].....53
**Tabla 4-8**: Parámetros del sistema eólico [28]. .....54
**Tabla 4-9**: Parámetros del sistema fotovoltaico [28].....54
**Tabla 4-10**: Parámetros de vehículos eléctricos [28]. .....54
**Tabla 4-11**: Parámetros de MOPSO en Matlab. .....55
**Tabla 4-12**: Valores optimizados de funciones Objetivo evaluadas en el algoritmo. ..57
**Tabla 4-13**: Resultados de tiempo de procesamiento de algoritmos utilizados en Matlab. 86

.

# Lista de símbolos y abreviaturas

| Símbolo | Término |
|---|---|
| $\boldsymbol{LF_i}$ | Flujo en la línea i en MVA |
| $\boldsymbol{L_{capi}}$ | Capacidad de la línea i en MVA |
| $\boldsymbol{PCDF_n{}^k}$ | Factor de distribución de congestión de potencia real |
| $\Delta\boldsymbol{P_{ij}}$ | Cambio de flujo de potencia real en una línea de transmisión k conectada entre el bus i y bus j. |
| $\Delta\boldsymbol{P_{DG}{}^n}$ | Cambio de unidad en la inyección de potencia de generación distribuida en cualquier bus n. |
| $\boldsymbol{QCDF_n{}^k}$ | Factor de distribución de congestión de potencia reactiva |
| $\Delta\boldsymbol{Q_{ij}}$ | Cambio de flujo de potencia reactiva en una línea de transmisión k conectada entre el bus i y bus j. |
| $\Delta\boldsymbol{Q_{DG}{}^n}$ | Cambio de unidad en la inyección de potencia reactiva de generación distribuida en cualquier bus n. |
| $\boldsymbol{P_{ij}}$ | Flujo en la línea ij en MVA |
| $\boldsymbol{SIL}$ | Límite de carga de impedancia de sobretensión de la línea. |
| $\boldsymbol{P_{ij}}$ | Flujo en la línea ij en MVA |
| $\boldsymbol{V_i, V_j}$ | Magnitud de la tensión en nodo i, Magnitud de la tensión en nodo j |
| $\boldsymbol{Y_{ij}}$ | Magnitud del ij-ésimo elemento de la matriz YBus |
| $\boldsymbol{\delta_i, \delta_j}$ | Angulo en el bus i, ángulo en el bus y |
| $\boldsymbol{\theta_{ij}}$ | Ángulo del ij-ésimo elemento de la matriz YBus |
| $\boldsymbol{S_i}$ | Flujo en la línea en MVA |
| $\boldsymbol{S_i{}^{max}}$ | Capacidad de la línea i en MVA |
| $\boldsymbol{C_{PV}}$ | Costos asociados a la generación solar |
| $\boldsymbol{C_w}$ | Costos asociados a la generación eólica |
| $\boldsymbol{C_{PV,u,i}}$ | Costo por subestimar el generador solar |
| $\boldsymbol{C_{w,o,i}}$ | Costo por sobreestimar el generador eólico |
| $\boldsymbol{C_{PV,u,i}}$ | Costo por sobreestimar el generador solar |
| $\boldsymbol{C_{w,u,i}}$ | Costo por subestimar el generador eólico |
| $\boldsymbol{N_i}$ | Número de puertos de carga en cada uno de los *parking decks*. |
| $\boldsymbol{\lambda}$ | Factor de potencia promedio de carga. |
| $\boldsymbol{I}$ | Agrupación de *parking decks*, I=M. |
| $\boldsymbol{A_i}$ | Capacidad del transformador de distribución local, que le sirve tanto a la comunidad como al *parking deck i*, $i \in I$. |
| $\boldsymbol{\rho}$ | Eficiencia de carga. |
| $\boldsymbol{\xi_i(t_{k+j})}$ | La capacidad que está disponible en el transformador de distribución local y que puede ser usada para cargar los PEV en el intervalo (k+j). |
| $\boldsymbol{p_{ni}^{max(t_{k+j})}}$ | Límite superior de potencia de un PEV en el puerto $n_i$ del *parking deck i*, en el intervalo (k+j), en KW. |

| | |
|---|---|
| $e_{ni}^{min}(t_{k+j})$ | Límite inferior de energía de un PEV en el puerto $n_i$ del *parking deck i*, en el intervalo (k+j), en KW h. |
| $e_{ni}^{max}(t_{k+j})$ | Límite superior de energía de un PEV en el puerto $n_i$ del *parking deck i*, en el intervalo (k+j), en KW h. |
| $H_i$ | Es el horizonte de tiempo del *parking deck i*, el cual es seleccionado como el número máximo de los horizontes de planeación de todos los PEVs. |
| $SOC_{ni}^{D,a}$ | El estado de carga máximo posible del PEV en el puerto $n_i$ en el *parking deck i*. |
| $E_i^{max(t_{k+j})}$ | Límite superior de energía del *parking deck i*, en el intervalo (k+j), en KW h. |
| $E_i^{min}(t_{k+j})$ | Límite inferior de energía del *parking deck i*, en el intervalo (k+j), en KW h. |
| $B_{ni}$ | Capacidad de la batería (kW h) |
| $H_{ni}$ | Es el horizonte de tiempo en el que el PEV está cargándose y se prevé la planeación del PEV ubicado en el puerto de conexión $n_i$ del *parking deck i*. En este número de intervalos se desea cargar cada PEV a su SOC deseado. |
| $P_{ni}^{max(t_{k+j})}$ | Límite superior de potencia del *parking de*ck *i*, en el intervalo (k+j), en KW. |
| *Cpv* | Capacidad del sistema fotovoltaico [kW] |
| *Cd* | Capacidad diésel [kW] |
| *Cbat* | Capacidad del banco de baterías [kW] |
| *SOCmin* | Estado de carga mínimo |
| *Cwt* | Capacidad eólica [kW] |
| *SOCi* | Estado de carga inicial |
| *Atotal* | Total de amperios acumulados durante todo el ciclo de vida |
| *SOCmax* | Estado de carga máximo |
| *K* | Parámetro 1 para calcular el factor de ponderación efectiva |
| *Q* | Amperios hora de la batería |
| *D* | Parámetro 2 para calcular el factor de ponderación efectiva |
| *CUbat* | Precio de las baterías por KWh |
| *Cinit* | Costo inicial de las baterías en dólares |
| *Costdiesel* | Tomado de la Energy Information Administration del U.S Department of Energy (DOE) |
| *CostWind* | Costo de la energía eólica (USD/kWh) |
| *Ctransbat* | Sobrecosto por transporte de baterías |
| *CostSolar* | Costo de la energía solar (USD/kWh) |
| *Vin* | Velocidad de viento de corte inferior del aerogenerador [m/s] |
| *Vout* | Velocidad del viento del corte superior del aerogenerador [m/s] |
| *Wr* | Potencia nominal del aerogenerador [MW] |
| *Wpvr* | Potencia nominal de salida de la celda fotovoltaica [MW] |
| *Vr* | Velocidad de viento nominal del aerogenerador [m/s] |
| *Rc* | Valor de irradiación de referencia [W/m2] |
| *Hllegada* | Hora media de llegada |
| *km_media* | Cantidad media de kilómetros recorridos |
| *Gr* | Irradiación estándar en el ambiente [W/m2] |
| *hpartida* | Hora media de partida |
| *Wpv* | Potencia máxima [kW] |

| | |
|---|---|
| *Cpartida* | Desviación estándar de partida |
| *Pcarga* | Potencia de carga |
| *Cllegada* | Desviación estándar de llegada |
| *Ckm* | Desviación estándar de los kilómetros recorridos |
| *VEL* | Velocidad del individuo i en la dimensión d |
| *W* | Coeficiencia de inercia |
| *C1* | Valor de aprendizaje cognitivo |
| *rand* | Es un valor aleatorio distribuido en el rango [0,1] |
| $pbest_{id}$ | Valor en la dimensión d del individuo con la mejor posición encontrada por el individuo i |
| *POS* | Es la posición del individuo i en la dimensión d |
| *C2* | Valor de aprendizaje cognitivo |
| $gbest_{id}$ | Es el valor en la dimensión d del individuo de la población con la mejor posición |
| *Np* | Número de partículas. |
| *nVar* | Número de variables para considerar en el problema multiobjetivo |
| **I** | Agrupación de *parking decks*, I=M. |
| $\mathbf{N_i}$ | Número de puertos de carga en cada uno de los *parking decks*. |
| $\mathbf{A_i}$ | Capacidad del transformador de distribución local, que le sirve tanto a la comunidad como al *parking deck i*, $i \in I$. |
| $\boldsymbol{\xi_i(t_{k+j})}$ | La capacidad que está disponible en el transformador de distribución local y que puede ser usada para cargar los PEV en el intervalo (k+j). |
| $\boldsymbol{\lambda}$ | Factor de potencia promedio de carga. |
| $\boldsymbol{\rho}$ | Eficiencia de carga. |
| $\mathbf{e_{ni}^{max}(t_{k+j})}$ | Límite superior de energía de un PEV en el puerto $n_i$ del *parking deck i*, en el intervalo (k+j), en KW h. |
| $\mathbf{e_{ni}^{min}(t_{k+j})}$ | Límite inferior de energía de un PEV en el puerto $n_i$ del *parking deck i*, en el intervalo (k+j), en KW h. |
| $\mathbf{p_{ni}^{max(t_{k+j})}}$ | Límite superior de potencia de un PEV en el puerto $n_i$ del *parking deck i*, en el intervalo (k+j), en KW. |
| $\mathbf{E_i^{max(t_{k+j})}}$ | Límite superior de energía del *parking deck i*, en el intervalo (k+j), en KW h. |
| $\mathbf{E_i^{min}(t_{k+j})}$ | Límite inferior de energía del *parking deck i*, en el intervalo (k+j), en KW h. |
| $\mathbf{P_{ni}^{max(t_{k+j})}}$ | Límite superior de potencia del *parking de*ck *i*, en el intervalo (k+j), en KW. |

| | |
|---|---|
| $\mathbf{H_{ni}}$ | Es el horizonte de tiempo en el que el PEV está cargándose y se prevé la planeación del PEV ubicado en el puerto de conexión $n_i$ del *parking deck i*. En este número de intervalos se desea cargar cada PEV a su SOC deseado. |
| $\mathbf{H_i}$ | Es el horizonte de tiempo del *parking deck i*, el cual es seleccionado como el número máximo de los horizontes de planeación de todos los PEVs. |
| $\mathbf{SOC_{ni}^{D,a}}$ | El estado de carga máximo posible del PEV en el puerto $n_i$ en el *parking deck i*. |
| $\mathbf{B_{ni}}$ | Capacidad de la bateria (kW h) |

## Abreviaturas

| Abreviatura | Término |
|---|---|
| *DER* | Fuentes de energía renovables |
| *MPC* | Modelo predictivo de control |
| *ACUC* | Costo anual por unidad de congestión |
| *PTDF* | Factor de distribución de transmisión de energía |
| *MW* | |
| *MILP* | Algoritmo de programación lineal entera mixta |
| *BESS* | Sistemas de almacenamiento |
| *OR* | Operadores de red |
| *GD* | Generación distribuida |
| FACTS | transmisión flexible de corriente alterna |
| TCSC | Dispositivos de compensación de serie controlada por Tiristores |
| VE | Vehículos eléctricos |
| FGP | Programación de objetivos difusos |
| RTOD | Algoritmos de despachos en tiempo real |
| *MOPSO* | Multi Objective Particle Optimization Algorithm) |
| *NSGA II* | Non Dominated Sorting Genetic Algorithm |

# Introducción

En los últimos años la demanda de energía ha tenido un incremento importante a nivel industrial y residencial, lo que ha conllevado a que los operadores de red (OR) aumenten sus inversiones en términos de infraestructura y potencia firme. Esto significa que la infraestructura debe crecer acorde a las necesidades de la demanda. Lo anterior es restrictivo, debido a que la red de distribución eléctrica ha sido diseñada con base en una demanda máxima proyectada y enfocada a un flujo unidireccional, de topología radial, es decir, que la energía suministrada viene de una fuente a una carga. En resumen, esta unidireccionalidad de la demanda conlleva a que el (OR) realice de manera continua estudios para planificar la operación de la red, de manera que asegure el suministro continuo de energía.

En la actualidad gracias a los bajos costos de los elementos utilizados en las energías alternativas, como: sistemas de almacenamiento de energía como baterías, paneles solares, turbinas eólicas, etc. conllevará a que ya no exista la unidireccionalidad de la demanda en la red. Este cambio parte y será causado por la instalación de pequeñas fuentes de energía por parte del cliente, en necesidad de suplir sus necesidades energéticas. Dado los cambios de demanda de energía en el tiempo, van a existir momentos para los cuales el cliente tendrá excedentes de energía y le será provechoso venderlos al OR, esto significa que el abastecimiento de energía ya no depende una única fuente, sino de varias fuentes y además muy cercanas o procedente del mismo cliente o carga. Esta inmersión de más fuentes de energía en la red se conoce en la actualidad como generación distribuida (GD), la cual permite manejar eficientemente las inversiones para el OR, poder suplir necesidades energéticas y además dar una participación más activa del cliente, por medio de incentivos a nivel: regulatorio, técnico y comercial. En la parte técnica, es importante mencionar que la conexión a la red genera algunas restricciones debido a: la tecnología (eólica, solar, de almacenamiento, etc.), impactos en la infraestructura, protecciones eléctricas y congestión de la red.

La inmersión de estas fuentes de generación, producen para el operador de la red varios desafíos debido al cambio a la direccionalidad en el flujo de la corriente, donde se debe tener en cuenta la “congestión de la red”, cuyos efectos conllevan a: variaciones de voltaje, sobrecargas, aumento de la generación de potencia reactiva, y problemas en la entrega de una potencia activa eficiente [1]. También se ve manifestada en la sobrecarga de líneas, transformadores de la red, provocando flujos altos de corriente y calentamiento en los conductores de la red de distribución, cuya repercusión se verá reflejada en fallas de equipos o aumentos repentinos de carga o de demanda, para de esta manera causar una desconexión indeseada del servicio [2].

Para la congestión presentada en la red, los OR están implementando tecnologías que permiten predecir mejor el flujo de energía y además se tienen equipos más flexibles a las necesidades de la demanda [3]. Así mismo, la congestión en un sistema de potencia se produce porque queda generación atrapada en la red, que ocasiona deslastres de carga no programadas y fallas en cascada. Lo anterior se debe porque las redes algunas veces están obligadas a operar por encima de sus límites, debido a las distintas restricciones que se ocasionan en el despacho de energía [4].
En la operación de tiempo real, también se han implementado algunos métodos prácticos, como: reprogramación de generación, eliminación de carga, deslastre de carga, transmisión flexible de corriente alterna (FACTS) y conexión de los sistemas de almacenamiento. Estos métodos hacen que se incurran en grandes costos adicionales, ya que se deben crear incentivos entre las compañías de generación y distribución para cambiar sus horarios preconcebidos.

Para optimizar la operación y planificación de las redes de distribución, se requiere de primera mano, realizar los análisis teóricos y de pronósticos que permitan tomar las mejores decisiones, y satisfacer la operación de tiempo real, en búsqueda de que la red sea confiable y armonizada [2], [5] [6]. Los planteamientos deben llevar al OR y al cliente a un despacho óptimo, que minimice la congestión de la red. Como por ejemplo, a las diferentes estrategias para control de la congestión de la red definida por los actores, están: flujo de potencia óptimo, fijación de precios nodal, estructuración de contratos entre el OR y el cliente [2].

El método de solución para el despacho óptimo cuando hay alta penetración de energía renovable (donde ciertas tecnologías pueden ser controlables, es decir renovables con cierto grado de despacho) puede establecerse a partir de los siguientes análisis [5]-[6]: algoritmos genéticos, simulaciones numéricas, optimización heurística, etc. Para cualquier planteamiento es importante mencionar que existe una restricción común y natural, que es que las redes de distribución y transmisión presentan una relación R/X que afecta el análisis de los flujos de potencia por su no linealidad en las ecuaciones

Los resultados obtenidos de cada una de las formulaciones planteadas tienen como resultado y de manera más eficiente descongestionar la red, dinamizar el mercado eléctrico, aumentar la confiabilidad de la red, hacer inversiones, etc.

Es de gran importancia abarcar el tema de la congestión de la red, debido a que es un factor muy importante para hacer más efectiva, confiable y robusta la operación ante posibles contingencias y para medir el impacto en la operación con la entrada de estos nuevos agentes de generación.

Este proyecto pretende dar una visión más clara a los operadores de red y una herramienta de programación de la operación, respecto a la inmersión de fuentes renovables y el efecto que puede tener en la red, cuando se pone en consideración la congestión y los costos de operación. La motivación de considerar estos términos para esta propuesta se da debido a la actualización de la matriz energética de los países y al nuevo cambio en la operación de los OR.

De esta manera los objetivos planteados para este trabajo final de maestría son:

## Objetivos

### Objetivo General

Plantear una metodología para la programación de la operación de una microred de prueba, compuesto por: energías renovables, almacenamiento de energía y vehículos eléctricos. Donde se considere la minimización de congestión y costos de operación, utilizando optimización heurística y teniendo en cuenta las restricciones propias del sistema

### Objetivos Específicos

- Definir un criterio que permita valorar la congestión en una microred de prueba escogida (que debe contener energías renovables, almacenamiento de energía y vehículos eléctricos) en el desarrollo de la tesis.
- Proponer y solucionar un problema de optimización adecuado, para la operación en la microred de prueba considerando los costos de operación y la congestión del sistema sujeto a las restricciones propias del sistema.

# 1. Congestión en sistemas de potencia

La congestión en el sistema eléctrico es ocasionada por la misma dinámica de la red y las respectivas capacidades de las líneas, traducido en variaciones de voltaje, cambios súbitos en el flujo de la corriente, etc., que se reflejan al final en aspectos económicos y técnicos. A medida que la demanda aumenta, hace que los criterios técnicos con los cuales fueron diseñados los circuitos varíen y empiecen a verse reflejados en restricciones operativas [7]. Por lo anteriormente expuesto, cabe resaltar que la congestión se presenta en el sistema eléctrico también dependiendo de las normas de operación regidas por la regulación, donde algunas de ellas involucran este tipo de requerimientos.

Así mismo la congestión es definida como un estado de operación del sistema eléctrico de potencia, donde el sistema no puede transferir la potencia adicional (debido a saturación de las líneas, desde el punto de vista que el flujo de potencia llega a la capacidad de las líneas) que le es inyectada por los generadores marginales presentes en este [8].

En los sistemas de transmisión la congestión ha sido uno de los más grandes desafíos para la operación de la red, debido a los inconvenientes de despacho que ocasionan saturación en la red y conllevan a operar al sistema en su máxima capacidad o ciertas líneas incluso por arriba de la capacidad de flujo por ellas. Lo anterior es debido a algunas limitaciones en los que se ve enfrentando el sistema de potencia, dado que las líneas de transmisión en ocasiones no tienen la capacidad necesaria para poder transportar la energía requerida en una hora especifica que satisfaga la demanda en ese momento [9]., o que la ampliación de capacidades del sistema resulta ser un ejercicio de implementación costosa para los operadores de red.

Esto ha llevado a analizar la congestión desde el enfoque de sensibilidad jacobiana y el flujo de carga e incentivado el uso de dispositivos de compensación de serie controlada por Tiristores (TCSC) para controlar dicho fenómeno [9]. Otras metodologías implementadas para mejorar la congestión se han basado en la incorporación de generación distribuida, la reprogramación de generación y/o deslastre de carga, la implementación de sistemas de almacenamiento de aire comprimido entre otras [7][10][11].

Actualmente en los sistemas de distribución y subtransmisión, vemos como la implementación de nuevas tecnologías de redes inteligentes, nuevas fuentes generadoras de energía y nuevas formas de cargas podrían ocasionar incrementos en la congestión en estos sistemas. Lo anterior es por la interacción de las demandas eléctricas que se consideraban fijas) con la participación de fuentes de energía de generación distribuida (GD) y vehículos eléctricos (VE) a pequeña escala [12].

Teniendo en cuenta lo anterior, la inmersión de estas fuentes de generación, producen para el operador de la red una importancia crucial para controlar la congestión debido al cambio de la direccionalidad en el flujo de la corriente. Estos cambio tienen como resultado la variación de tensión, sobrecargas en líneas y transformadores, aumento de potencia reactiva, y problemas en la entrega de una potencia activa eficiente cuya repercusión se verá reflejada en fallas de equipos o aumentos repentinos de carga o demanda para de esta manera causar una interrupción de servicio e impactar la calidad de servicio de los usuarios [1]-[2].

Por lo anterior, realizar estudios de congestión nos ayuda a verificar las condiciones operativas del sistema eléctrico permitiendo identificar los límites de transferencia de potencia de este, tener una mejor confiabilidad, tomar decisiones en pro de la seguridad del sistema y permitir que los operadores de red puedan garantizar un suministro de energía fiable en todo momento, dado que esto tendría un efecto positivo debido a que va a ser menos probable que el sistema colapse. De la misma manera, se podría implementar una planeación de la operación adecuada en estos sistemas para aliviar dicha congestión.

Finalmente, para optimizar la operación y planificación de las redes de distribución, se requiere de primera mano, realizar análisis teóricos que permitan tomar las mejores decisiones, tanto en la planificación, como en la operación de tiempo real, haciendo que la red sea más confiable y armonizada. Los planteamientos teóricos deben llevar al OR y al cliente a que el impacto de la congestión de la red sea un objetivo a minimizar, existiendo la necesidad de solucionar el primer objetivo específico de esta tesis, que es definir un criterio que permita valorar la congestión en una microred de prueba, que contenga energías renovables, almacenamiento de energía y vehículos eléctricos.

## 1.1 Literatura revisada

En los últimos años, se han desarrollado varios estudios acerca de la congestión, enfocados en buscar optimizar los efectos asociados en el intercambio de energía entre pares de nivel de distribución, ubicación óptima de generación distribuida, uso de almacenamiento de energía, combinación óptima de expansiones de red con almacenamiento de energía, implementación de un mercado energético entre el cliente y el operador de red [13]-[16].

Por lo general, los estudios realizados en mejorar la congestión han involucrado metodologías heurísticas, en algunos casos para obtener unos óptimos de costos, operación de la red y manejos de congestión. Lo anterior, porque el problema de optimización es no convexo, con restricciones no lineales [13]-[16]. Dichos planteamientos basados en múltiples restricciones de la red generan una visión y unas ventajas vistas en: una operación más segura, confiable y que garantice, ante todo una reducción óptima de la congestión.

Como base y planteamiento teórico, se describen a continuación los estudios con más detalle que han aportado para minimizar la congestión en la red para los sistemas de transmisión y distribución.

La congestión en el sistema de transmisión ha implicado un gran reto, debido a los inconvenientes de despacho que en la mayoría de las ocasiones genera como resultado saturación de la red y conllevan a operar el sistema a su máxima capacidad. En efecto, esto ha conllevado a analizar la congestión con el uso de la reprogramación de los

generadores que satisfacen las limitaciones del sistema usando el análisis del factor de sensibilidad, por lo cual se evaluó con la técnica de luciérnaga y la búsqueda de optimización de evolución diferencial [13].

Así mismo, otros estudios mencionan la implementación de un índice de congestión llamado ACUC (definido como el costo de congestión anual de una línea de transmisión) que introduce características de los generadores y de la red [14]. En [15] se realizó un estudio basado en alivios de congestión, costo de operación y las pérdidas en el sistema de transmisión usando la programación de objetivos difusos (FGP) con algoritmos genéticos. De igual manera en [16] se realizó un análisis que permite obtener los óptimos de reprogramación de potencia activa y reactiva de cada generador para controlar la congestión por medio del algoritmo anteriormente mencionado.

Asimismo, otro estudio enfocado en sistemas de transmisión fue propuesto realizando estudios de algoritmos de despachos en tiempo real (RTOD) que integran los sistemas de almacenamiento de aire comprimido a gran escala para que sean maximizados sus ingresos y obtener un beneficio en la congestión como un servicio auxiliar. Estas tecnologías de almacenamiento proporcionan un alivio a la congestión dado a la inyección y/o absorción de una cantidad de energía que puedan brindar hacia o desde la red. El modelo teórico descrito fue aplicado con información real del mercado mayorista de electricidad de Ontario [17].

Otra contribución para la red de transmisión es el algoritmo metaheurístico (LOA), donde se estudia el factor de sensibilidad en nodos y generadores para obtener un nodo óptimo que integrará generación fotovoltaica. LOA da como resultado una cantidad de reprogramación de energía y un costo de congestión contemplando el alivio con energía fotovoltaica [5].

Por otro lado, los sistemas de almacenamiento han tomado gran fuerza, por ejemplo, en Japón por su aplicación en alivios de congestión, ya que han conseguido aplanar la curva de carga y las variaciones de tensión en el sistema de transmisión utilizando una metodología que considera el flujo de potencia óptimo como índice de evaluación, para brindar una oportunidad de mejora en los costos para el cliente propietario de un sistema de almacenamiento y el operador de red. Por lo anterior, se puede establecer que a futuro

los OR, a través de subsidios incentiven a los clientes a tener sistemas de almacenamiento, para optimizar un despacho de flujo óptimo en costo y también que permita que los clientes obtengan beneficios. Todas estas acciones enfocadas a priorizar en primer lugar el beneficio de la empresa [18].

A raíz de la creciente implementación de fuentes de energía renovables (DER), se han propuesto en varios estudios la implementación de sistemas de almacenamiento (BESS) para un mejor rendimiento de la red de distribución debido a los problemas de congestión. Por consiguiente, en [19] implementan un algoritmo de optimización Volt Var (VVO) que utiliza programación lineal mixta (MILP). Esta linealización permitió la incorporación de las principales características de los elementos de la red, para de esta forma poder chequear inyecciones reactivas de DER y la potencia activa de BESS. Como resultado, este algoritmo da una asignación óptima de ubicación y tamaño de BESS en una red de distribución, considerando las restricciones propias del sistema y de esta forma aliviando la congestión.

También en [20], se usó el algoritmo de enjambre de partículas (PSO) para minimizar la congestión al mínimo costo utilizando la carga o descarga de BESS (Sistemas de almacenamiento con Baterías). Para poder obtener las distintas soluciones Pareto se implementaron dos escenarios: reprogramación de la generación y/o el deslastre de carga. Es importante destacar que en los costos asociados a BESs se tuvieron en cuenta los gastos de capital y operativos, donde se obtuvo que al manejar este tipo de tecnología estos gastos son elevados, pero a pesar de este inconveniente se obtiene una reducción significativa en el manejo y costo de la congestión en las redes eléctricas.

En [2] formularon un problema usando programación no lineal entera mixta (MINLP) con algoritmos MOPSO para poder resolver dos objetivos, el manejo de congestión con baterías de litio como sistemas de almacenamiento y costo operativo mínimo de generación distribuida insertada en la red. Este algoritmo obtuvo reducción de flujos de energía en el sistema de distribución de prueba que se consideró y la incertidumbre de las energías renovables se estimaron por medio de un modelo probabilístico.

De la misma manera, en [10] se presentó un método con soluciones óptimas Pareto utilizando optimización de enjambre de partículas multiobjetivo (MOPSO) contemplando la

congestión en redes de transmisión usando reprogramación de generación rentable y/o deslastre de carga para minimizar el costo de generación del sistema suponiendo que esté operando con un despacho económico.

Así mismo, se ha usado el método de control predictivo usando optimización cuadrática de entero mixto donde se considera el estado actual del sistema junto con sus restricciones propias de la red. Este algoritmo se aplicó en un alimentador de prueba y se demostró un alivio en problemas de equilibrio y congestión en las líneas de distribución [9]. Por otro lado, la creciente implementación de generación distribuida ha contribuido a los OR a automatizar sus redes y optimizar el costo de inversión de sus activos. Al contemplar una red inteligente en un sistema de distribución la gestión de la congestión se garantiza cuando se aprovechan al máximo los activos de ésta [21].

De modo similar, el siguiente aspecto aborda una estrategia para implementar una coordinación para la entrada de inyección de energía de las fuentes de almacenamiento con respecto a la generación convencional, de manera que permitan el alivio de la congestión en la red. La determinación de cómo armonizar la entrada y salida de la energía almacenada depende del resultado obtenido de un enfoque de programación lineal multietapa [22]. En [23] se analiza el dimensionamiento de sistemas de almacenamiento, donde sus principales contribuciones manifiestan que deben soportar la diferencia entre demanda de carga y capacidad de un alimentador, y de igual manera estos pueden reemplazar la operación de una línea utilizando parte de su energía almacenada para reducir pérdidas de la red y controlar los picos de carga.

Es importante resaltar que el operador de red (OR) ha propiciado soluciones para controlar la congestión debido al impacto de la alta penetración de energía distribuida. Como estrategias se encuentran la reconfiguración de la red, los cambiadores de toma en línea de transformadores, regulador de tensión y el control de potencia reactiva. Por otro lado, de no ser posible encontrar una disminución a ésta, se deben emplear métodos de mercado donde el operador de red (OR) maximice su bienestar al participar en este [1].

La implementación de generación distribuida (GD) en la congestión ha sido tratada en [24], dado a que estas fuentes pueden aportar beneficios para la red de transmisión y

distribución cuando se reduce la carga de estas en punto importantes de la red. Por tal razón, en este trabajo obtuvieron una metodología que considera el índice de carga de línea y el factor de sensibilidad al flujo de potencia, para determinar la ubicación y tamaño de generación distribuida con capacidad limitada en la red eléctrica para reducir la congestión y las pérdidas de energía.

En [6], se analiza el impacto del mercado de energía entre los consumidores y el OR. Teniendo en cuenta que la dinámica entre ambos actores está regida por un precio más bajo de energía. La metodología presentada es un intercambio de energía entre los nodos de la red de distribución (P2P) permitiendo un equilibrio entre la carga y los nodos de generación. Con esta estrategia se obtuvo un costo mínimo de electricidad de energía comprada, de esta manera una reducción de pérdidas y congestión en las líneas de distribución.

Ahora bien, otra estrategia para congestión es la implementación de un mercado de servicios auxiliares similar al del sistema de transmisión en distribución para realizar intercambios de energía entre nodos. La ventaja de este tipo de mercado es la adaptación de fuentes renovables dado que se despachan considerando las limitaciones de tensión en la red [25]. También en el estudio [26] implementan un mercado con la incorporación de vehículos eléctricos para que estos puedan contribuir a una estabilidad en el mercado y de esta con este aporte de vehículo a red y viceversa se alivia la congestión de línea en distribución y mejoran las sobretensiones que se puedan presentar en el sistema.

Por último, en [27] se realiza un estudio basado en la congestión basado en redes de distribución de baja tensión contemplando la integración de vehículos eléctricos en la red donde se prueba una metodología enfocada en el precio marginal usando el análisis de sensibilidad y aproximación lineal, considerando las pérdidas de la red, congestión, variación de tensión y sobrecarga.

Conforme a los estudios consultados, se puede establecer que la congestión en redes distribución ha sido un comportamiento natural e independiente de la entrada de fuentes alternas de energía, o sea, esta se presenta a causa de la misma necesidad de crecimiento de la red, que tiene como resultado la afectación en la calidad del servicio. Ahora, es importante establecer con la condición mencionada, cómo la entrada de estas fuentes

pondrá un reto importante para entender su impacto, mediante análisis teóricos determinísticos o estocásticos, que definan sí la conexión de estos puedan o no solucionar los problemas de congestión en la red. Con los datos obtenidos se debe asegurar el mínimo impacto que estas puedan generar, ósea que darán una optimización de su ubicación y entrada, donde se tendrá como resultado la mejor solución a los problemas que hoy en día se tienen en el sistema de distribución.

## 1.2 Índices utilizados para la gestión de la congestión (función objetivo 1 del problema a solucionar)

Para poder cuantificar la congestión presente en un sistema eléctrico, se han consultado algunas referencias en donde generalmente utilizan un índice de congestión para cuantificar está en los sistemas analizados ([2], [5], [7], [10], [11], [14], [15], [19], [20], [21] [24]).

En otras referencias utilizan costos para ver el comportamiento de esta en el sistema y el costo a incurrir para minimizar dicho impacto ([5], [6], [14], [16], [17], [20], [22], [23], [25], [26]).

A continuación, se describen los índices de congestión más usados para determinar este fenómeno presente en los sistemas eléctricos.

En [2] se usa el flujo de potencia que se tiene en la líneas de la red para cuantificar el índice de congestión, como se muestra en la ecuación (1).

$$\sum_{i=1}^{NL}(|LF_i - L_{capi}|) \qquad \text{ecuación (1)}$$

Dónde:

NL: Número de líneas sobrecargadas

$LF_i$: Flujo en la línea MVA

$L_{capi}$: Capacidad de la línea i MVA

Otra formulación matemática usada para hallar la congestión es mencionada en [5] a través del fujo de potencia y se define en la ecuación (2).

$$P_{ij} = |V_i||V_j||Y_{ij}|\cos(\theta_{ij} - \delta_i - \delta_j) - V_i{}^2 Y_{ij}\cos\theta_{ij} \qquad \text{ecuación (2)}$$

Donde:

$V_i$ y $\delta_i$: Magnitud de voltaje i y ángulo en el bus i de voltaje respectivamente.

$V_j$ y $\delta_j$: Magnitud de voltaje j y ángulo en el bus j de voltaje respectivamente.

$Y_{ij}$ y $\theta_{ij}$: Magnitud y ángulo del ij-ésimo elemento de la matriz Ybus.

En [24] se muestran algunos factores usados en sistemas de distribución y transmisión que son mostrados a continuación:

En la ecuación (3), se muestra el factor $PCDF_n{}^k$ que define el cambio en el flujo de potencia activa en una línea de transmisión o distribución K conectada en el bus i y bus j debido al cambio de unidad en la inyección de potencia $\Delta P_{DG}{}^n$ conectada en el bus n.

$$PCDF_n{}^k = \frac{\Delta P_{ij}}{\Delta P_{DG}{}^n} \qquad \text{ecuación (3)}$$

En la ecuación (4) el índice $QCDF_n{}^k$ define el cambio de flujo de potencia reactiva de una en una línea de transmisión o distribución K conectada en el bus i y bus j debido al cambio de unidad en la inyección de potencia $\Delta Q_{DG}{}^n$ conectada en el bus n

$$QCDF_n{}^k = \frac{\Delta Q_{ij}}{\Delta Q_{DG}{}^n} \qquad \text{ecuación (4)}$$

En la ecuación (5) $P_{ij}$ se refiere al flujo de la línea conectada en el bus i y bus j y el SIL se refiere al límite de carga de la impedancia de sobretensión de la línea

$$Indice\ de\ carga\ de\ linea = \frac{P_{ij}}{SIL} \qquad \text{ecuación (5)}$$

Al usar el índice de carga de línea se establece que cuando mayor sea, la congestión será mayor dado que se evidencian con este factor las líneas más débiles del sistema y así mismo el nivel de seguridad de la línea será menor [24].

También existe el índice de congestión que es mencionado en las siguientes referencias [7], [10], [15] y [20] y es definido como se muestra en la siguiente ecuación

$$Min.CI = \sum_{i=1, i \in nl}^{ol} (S_i - S_i^{max})^2 \qquad \text{ecuación (6)}$$

Donde:

$Si$: Flujo en la línea i en MVA

$Si^{max}$: Capacidad de la línea i en MVA

$ol$: número de líneas sobrecargadas

Por lo anterior, con base en las referencias consultadas en este trabajo se propone la siguiente función objetivo para el índice de congestión la cual corresponde a:

$$Min\ Z = \frac{\sum_{i=1}^{24} IC_i}{24} \qquad \text{ecuación (7)}$$

$$IC_i = \begin{cases} \dfrac{\sum_{k=1}^{N_i} Porcentaje_{k,i} * \gamma_{k,i}}{100 * nl_i} & si\ \ nl_i > 0 \\ 0 & \end{cases} \qquad \text{ecuación (8)}$$

$$\gamma_{k,i} = \begin{cases} 1\ si\ Porcentaje_{k,i} > 100 \\ 0 \end{cases}$$

$$Porcentaje_{k,i} = \frac{S_{k,i}}{S_k^{max}} * 100$$

Dónde:

$IC$: *Índice de congestión*

$i$: *Condiciones del sistema*

$N_i$: *Representa el total de líneas de sistema de prueba*

$k$: *Representan las líneas del sistema de prueba*

$S_{k,i}$: *Flujo en la línea k en MVA bajo las condiciones i*

$S_k^{max}$: *Capacidad operativa de la línea k en MVA **

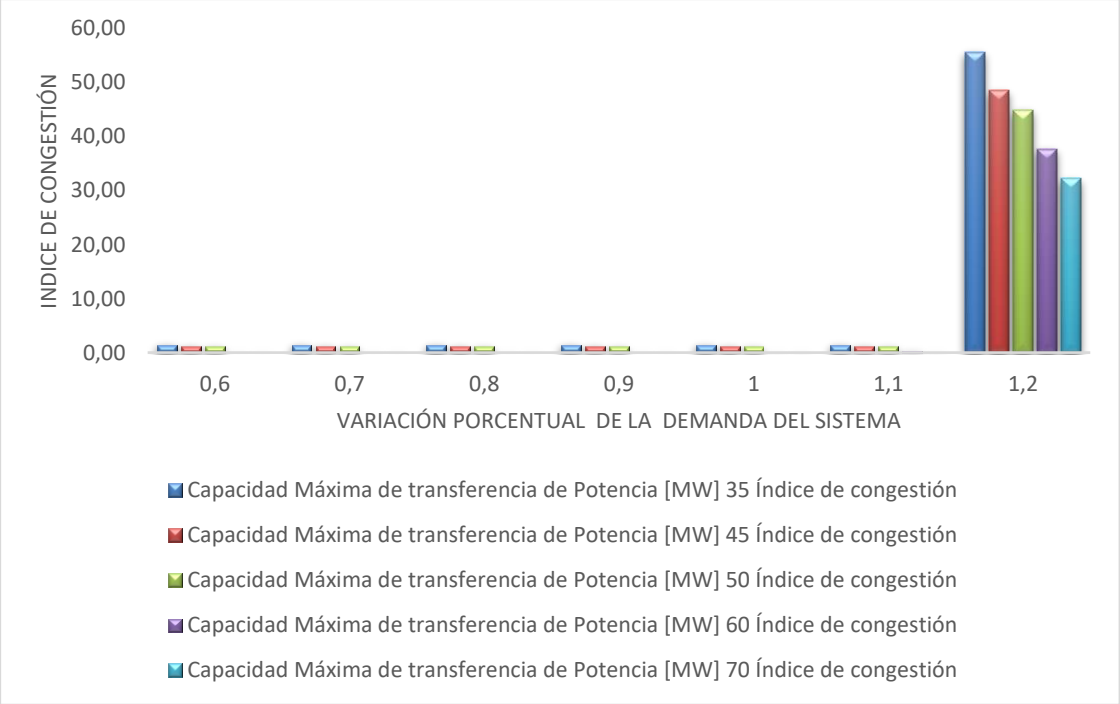
$nl$: *número de líneas sobrecargadas*

*La capacidad operativa está definida por el máximo límite operacional de las líneas que componen el sistema, los cuales pueden llegar a ser sobrepasados de manera transitoria por el operador de red. Lo anterior significa que el operador del sistema puede exigir el sistema por un tiempo muy corto, sin afectar ningún componente ni la seguridad del sistema o sea bajo la tolerancia de las protecciones eléctricas. Este límite operacional es diferente a la capacidad térmica máxima de la línea.

Considerando la ecuación anterior fue seleccionada para definir el índice de congestión en este trabajo dado que es de implementación poco compleja, eficiente y rápida además de presentar resultados confiables que se verán más adelante. De igual manera, presenta similares resultados de congestión respecto a otros indicadores mostrados en otros estudios.

A partir del test de prueba del sistema de 141 de la IEEE, se determina un análisis de sensibilidad con base en la variación de demanda y de variación de capacidad de potencia en las líneas donde se obtienen los siguientes resultados:

**Figura 1-1:** Análisis de sensibilidad de variación de demanda, variación de capacidad operativa de potencia e índice de congestión**.**



En la **Figura 1-1**, se observa que el sistema de distribución tiene un comportamiento normal en cualquier potencia que no sea superada por la demanda en la red. Adicionalmente, se observa que al tener una capacidad en las líneas de 35 MW o mayor presenta un índice de congestión incremental contemplando la variación de la demanda. Cuando se tiene generación solar y eólica, el sistema prevalece la generación tradicional dado que el nodo slack es el que está supliendo la demanda del sistema. Dicho comportamiento ayuda a visualizar la sensibilidad del análisis de las validaciones de la congestión a partir del algoritmo basado en: demanda, característica de la red, costo y de potencia entregada al sistema.

En consecuencia, en la siguiente tabla se muestran los resultados obtenidos con estos índices de congestión encontrados.

**Tabla 1-1**: Resultados encontrados en las referencias consultados

| **Nombre del trabajo** | **Resultados obtenidos** |
|---|---|
| Probabilistic multi-objective arbitrage of dispersed energy storage systems for optimal congestion management of active distribution networks including solar/wind/CHP hybrid energy system | Se evidencia que las unidades BESS pueden reducir la incertidumbre de la generación renovable y la probabilidad de congestión en la red de distribución IEEE 33 bus modificada, donde de igual manera el algoritmo MOPSO demuestra una gran rapidez para el problema propuesto [2]. |
| Transmission congestion relief with integration of photovoltaic power using lion optimization algorithm | En este trabajo se usa el Sistema de prueba de 39 buses en donde se utiliza un análisis de contingencia n-1 para obtener congestión en el sistema, donde se obtuvo un reducción del flujo de energía por debajo de su límite de la líneas congestionadas con la reprogramación de |

| **Nombre del trabajo** | **Resultados obtenidos** |
|---|---|
| | los generadores térmicos con integración de energía fotovoltaica [5]. |
| Multiobjective optimization methods for congestion management in deregulated power systems | En este trabajo se usaron dos métodos eficientes el NSGA II y el EP difuso para tratar la congestión usando la técnica d reprogramación de generadores donde se obtienen diferentes soluciones para el operador de red para aliviar la congestión y minimizar el costo de congestión, el sistema usado para la confiabilidad de este método fue en el sistema IEEE 30 buses [7]. |
| Congestion management using multiobjective particle swarm optimization," *IEEE Trans. Power Sys* | Se aplicó el método multiobjetivo MOPSO para resolver los objetivos en conflicto la congestión y el costo de operación donde se obtienen un conjunto de soluciones alternativas para gestionar la congestión, este método fue aplicado en los sistemas IEEE 30 bus, IEEE 118 bus y sistema de bus NREB 390 donde se obtuvieron mitigaciones en la congestión usando reprogramación de generación y deslastre de carga [10] |
| Predictive control algorithms for congestion management in electric power distribution grids | Este trabajo desarrolló metodologías MPC enfocadas para resolver los principales problemas en las redes de distribución enfocado en la congestión de las líneas, los resultados consideraron estrategias de control donde los consumidores contribuyen significativamente a los esfuerzos de equilibrio y así mismo se puede producir un equilibrio en los perfiles |

| Nombre del trabajo | Resultados obtenidos |
|---|---|
| | de consumo de energía. En fin este resultado permite que al obtener un consumo de energía de forma más equilibrada se encuentra un mejor rendimiento de sistema incurriendo en ahorros del costo de energía y alivio de congestión.[11] |
| A Congestion Index considering the Characteristics of Generators & Networks | En este trabajo se involucran los métodos de MW, el cálculo de ACUC que involucra las características de los generadores y el PTD que permite que ACUC contenga las características de las redes, este índice permite que se puedan localizar las ramas de transmisión congestionadas e incurrir en un ahorro del costo total de congestión que es considerado [14] |
| A fuzzy goal programming method to solve congestion management problem using genetic | El desarrollo de este trabajo permitió verificar la efectividad del algoritmo genético utilizado para desarrollar los objetivos propuestos alivio de congestión, costo operativo y la función de las pérdidas de energía. A pesar de la complejidad presentada en la no linealidad de los objetivos y las restricciones consideradas para el sistema IEEE 30 buses donde demostró una disminución en el alivio de congestión y en las perdidas pero a un costo de operación alto Además de considerar el problema multiobjetivo podría ser evaluado como mono objetivo para así |

| Nombre del trabajo | Resultados obtenidos |
|---|---|
| | tomar las mejores decisiones que puedan ayudar al operador de red [15]. |
| Optimal der regulation and storage allocation in distribution networks: Volt/Var optimization and congestion relief. | Este trabajo obtuvo resultados para obtener una planificación de la red de distribución considerando la operación de los DER; con el uso del algoritmo de programación lineal entera mixta (MILP) se demuestra la eficacia de este respecto a las restricciones de la red que fueron implementadas [19] |
| Congestion relief using grid scale batteries | Los resultados demostrados en el sistema de IEEE de 30 buses demuestran que los BESS aportan para aliviar la congestión en las redes eléctricas con la combinación adecuada de reprogramación de la generación /o descarga de las baterías, también a pesar que los BESS tienen altos gastos de capital y gastos de operación podrían aportar de modo relevante a disminuir el costo de congestión [20] |
| Congestion management in smart distribution network | Los resultados obtenidos en este trabajo indicaron que el modelo calcula el flujo de energía que se tiene en un punto de congestión especial, para así obtener una mejor confiabilidad en la red de distribución.<br>De esta manera usar un modelo de congestión que contempla el uso de generadores distribuidos en la red [21] . |

| Nombre del trabajo | Resultados obtenidos |
|---|---|
| Impact of Distributed Generation for congestion relief in power networks | Este trabajo concluye que el índice de carga de línea puede ser una buena opción para encontrar la congestión, permitiendo limitar el flujo de la línea y así colocar la generación distribuida en esos lugares donde surge la congestión [24]. |

A continuación, se detalla cómo es contemplada la congestión en este trabajo.

## 1.3 Características del problema a considerar

En el presente trabajo se desarrolla un algoritmo de optimización que busca minimizar el índice de congestión y la minimización del costo de operación, el cual será evidenciado en una sección más adelante.

El método anteriormente mostrado en la ecuación (7) y ecuación (8) es implementado para un sistema de bus IEEE 141 modificado (conteniendo energías renovables, almacenamiento de energía y vehículos eléctricos convirtiéndose en la microred de prueba). Los resultados obtenidos indican que el método propuesto es eficiente para calcular la congestión de las líneas presentes en el sistema de prueba a evaluar, lo que permite precisar un criterio que permita valorar la congestión en la microred de prueba escogida, cumpliendo el primer objetivo específico de este trabajo.

De igual manera en el capítulo 3, se describen los algoritmos heurísticos que fueron revisados. Así mismo se realizaron ciertos análisis y se consideraron los estudios revisados en la literatura para ser abordado como un problema de optimización multiobjetivo con la implementación del algoritmo MOPSO.

La implementación y desarrollo de este algoritmo está enfocado en minimizar de manera simultánea los dos objetivos considerados en este trabajo, por una parte, demostrando la simplicidad de este y en otro la velocidad de convergencia. Adicionalmente, como se verá más adelante los resultados obtenidos por MOPSO, definen un conjunto de soluciones

óptimas que se denominan “Pareto” y donde se establecen cada uno de los límites donde el problema no puede mejorarse más. De acuerdo con lo anterior, se puede tener soluciones que optimicen una variable restringiendo la optimización de otra. Posteriormente se observará el comportamiento de las variables: congestión y costo, dentro del marco de cada fuente de energía inmersa en el sistema de distribución.

El análisis y optimización de las dos variables definidas darán una guía para la toma de decisiones a nivel operativo para el OR. Por ejemplo:

- En caso de contingencias, si el sistema cuenta con capacidad remanente por las líneas (poca congestión) este tendrá más probabilidad de seguir satisfaciendo la demanda antes de esta contingencia y por ende mayor confiabilidad del sistema.

- Operando el sistema en lo posible con poca congestión, ayuda a establecer de manera planificada, la capacidad necesaria de expansión del sistema para ejercicios de planeación.

- Realizar la programación de despacho óptima de los elementos de redes inteligentes presentes en esta investigación: energía renovable, almacenamiento de energía y vehículos eléctricos.

# 2. Costos de operación de una microred (función objetivo 2 del problema a solucionar)

El desarrollo de este capítulo se basa en la formulación desarrollada en la universidad Nacional, de una tesis previa (dirigida por el mismo director de este estudio) [28]. En el modelamiento de una Microred se debe tener en cuenta a parte de los aspectos técnicos, los costos asociados definidos por los equipos (o fuentes) que interactúan con el sistema. En el presente documento, se busca optimizar los costos asociados a la integración de fuentes alternativas, como: paneles solares, baterías, vehículos, etc. Como es claro, el costo asociado a cada tipo de fuente varía de acuerdo con su tecnología, y esto genera una función de costos. Como se observa la optimización de los costos generará una operación más eficiente del sistema.

Los costos o función de costos que definen la operación de la Microred (CO) estarán estructurados por los costos de generar: de manera tradicional $f_1(x)$, por movilidad eléctrica $f_2(x)$, almacenamiento de baterías $f_3(x)$ y de incertidumbre $f_4(x)$ y se muestra en la ecuación (9),

$$CO = F_{1(x)} + F_2(x) + F_3(x) + F_4(x) \qquad \text{ecuación (9)}$$

## 2.1 Costo generación por fuentes fósiles

La entrada de generación de energía en la Microred a través de fuentes fósiles, como el DIESEL o gasolina, será un instrumento de respaldo cuando en la red se presenten deficiencias de energía o demanda por otras fuentes como, la tradicional o las renovables.

Para definir el costo asociado a este tipo de fuente, se utiliza la siguiente función generalizada en [29] [30][31] y se muestra en la ecuación (10).

$$C_i(P_{s,i}) = \alpha_i + \beta_i P_{s,i} + \gamma {P_{s,i}}^2 \qquad \text{ecuación (10)}$$

El uso adecuado de la generación de energía a partir de esta fuente se debe restringir a lo máximo y solo en condiciones específicas de respaldo, dado que está en contradicción con la búsqueda de suplir la demanda con energías limpias.

## 2.2 Costo de generación fotovoltaica

Para definir el costo total de la generación de energía a través del sol ($C_{PV}$) en kW, se debe definir por dos funciones como se observa en la ecuación (11), la primera define el costo cuando se subestima el generador $C_{PV,u,i}$, y la segunda función está definida como $C_{PV,o,i}$. y tiene en cuenta el efecto contrario, cuando se sobreestima. El comportamiento de las dos funciones depende de la potencia programada en el parque fotovoltaico ($W_{PV,s,i}$) y la potencia disponible definida ($W_{PV,i}$)

$$C_{PV} = \sum_{i=1}^{N_{PV}} C_{PV,u,i}\left(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}\right) + \sum_{i=1}^{N_{PV}} C_{PV,o,i}\left(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}\right) \qquad \text{ecuación (11)}$$

La potencia suministrada por el parque solar eta definida por su ubicación en el sistema. A manera de ejemplo se consideran las ubicaciones A y B y es mostrada en la ecuación (12).

$$W_{PV}(G) = \begin{cases} W_{PV,r} \cdot \dfrac{G^2}{G_r R_c}, & 0 < G < R_c, \quad Caso\ A \\ W_{PV,r} \cdot \dfrac{G^2}{G_r}, & G > R_c, \quad Caso\ B \end{cases} \qquad \text{ecuación (12)}$$

Donde las variables están definidas:

$W_{PV}(G)$ es la potencia generada en el panel solar dependiente de la irradiancia. [32]

$G$ es la irradiancia solar. [32]

$G_r$ es la irradiancia estándar en el ambiente. [32]

$R_c$ es un valor de irradiancia de referencia. [32]

$W_{PVr}$ es la potencia nominal de salida de la celda fotovoltaica. [32]

En los siguientes apartados se ampliará el concepto de subestima o sobreestima de energía solar.

### 2.2.1 Costo de penalización para el caso subestimado de energía solar

El costo de penalización para el caso subestimado de energía solar se define cuando la potencia programada es menor que la potencia disponible, dado por el operador del sistema. Es decir, se refiere al valor que la microred deja de percibir al no vender esa unidad de energía como fuente de energía tradicional [32], [33].

Es importante considerar que la disponibilidad de la potencia de la energía a partir del sol genera una variación en el costo con un comportamiento probabilístico, debido a la propia naturaleza de la fuente o sea por la variación de la radiación [28], [32], [33].

En la ecuación (13) se tiene como caso A subestimado y para la caracterización del caso B subestimado, se muestra en la ecuación (14)

- **CASO A**

$$E\left[C_{PV,u,i}\left(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}\right), A\right] = \qquad \text{ecuación (13)}$$

$$\frac{(-1)C_{PV,u,i}W_{PV,s,i}}{2}\left[\operatorname{erf}\left(\frac{\frac{1}{2}\ln\left(\frac{w_{Rc}G_rR_c}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)-\operatorname{erf}\left(\frac{\frac{1}{2}\ln\left(\frac{w_{PV,s,i}G_rR_c}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)\right]+\cdots$$

$$\frac{C_{PV,u,i}W_{PV\,r}e^{2\lambda+2\beta^2}}{G_rR_c2}\left[\operatorname{erf}\left(\frac{\frac{1}{2}\ln\left(\frac{w_{Rc}G_rR_c}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\sqrt{2}\beta\right)-\operatorname{erf}\left(\frac{\frac{1}{2}\ln\left(\frac{w_{PV,s,i}G_rR_c}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\sqrt{2}\beta\right)\right]$$

- **CASO B**

$$E\left[C_{PV,u,i}\left(W_{PV,s,i},W_{PV,i}\right),B\right]= \qquad \text{ecuación (14)}$$

$$\frac{C_{PV,u,i}W_{PV,s,i}}{2}\left[\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{Rc}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)-\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{PV,\infty,i}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)\right]+\cdots$$

$$\frac{C_{PV,u,i}W_{PV\,r}\cdot e^{\lambda+\beta^2/2}}{2\cdot G_r}\left[\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{PV,\infty,i}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\frac{\beta}{\sqrt{2}}\right)-\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{Rc}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\frac{\beta}{\sqrt{2}}\right)\right]$$

## 2.2.2 Costo sobreestimado de energía solar

Este caso se presenta cuando el generador fotovoltaico no puede cumplir con el valor de potencia prometido y tiene que incurrir con un costo adicional por el hecho de acudir a otro generador. [32][33].Esta variación en el despacho de generación la cual es probabilística se ve reflejada como CASO A sobreestimado en la ecuación (15) y la caracterización se ve reflejada en la ecuación (16).

**CASO A**

$$[C_{PV,o,i}\left(W_{PV,s,i},W_{PV,i}\right),A]=\frac{-C_{PV,o,i}W_{PV,s,i}}{2}\left[1+\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{Rc}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)\right]+\cdots \qquad \text{ecuación (15)}$$

$$\frac{C_{PV,o,i}W_{PV\,r}e^{2\lambda+2\beta^2}}{G_rR_c2}\left[\operatorname{erf}\left(\frac{\frac{1}{2}\ln\left(\frac{w_{Rc}G_rR_c}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\sqrt{2}\beta\right)+1\right]$$

**CASO B**

$$[C_{PV,o,i}\left(W_{PV,s,i},W_{PV,i}\right),B]= \qquad \text{ecuación (16)}$$

$$\frac{C_{PV,o,i}W_{PV,s,i}}{2}\left[\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{Rc}G_r}{W_{PV\ r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)-\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{PV,s,i}G_r}{W_{PV\ r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)\right]+\cdots$$

$$\frac{C_{PV,o,i}W_{PV\ r}\cdot e^{\lambda+\beta^2/2}}{2\cdot G_r}\left[\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{PV,s,i}G_r}{W_{PV\ r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\frac{\beta}{\sqrt{2}}\right)-\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{Rc}G_r}{W_{PV\ r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\frac{\beta}{\sqrt{2}}\right)\right]$$

## 2.3 Costo de generación eólica

La potencia obtenida a través del viento también presenta variabilidad probabilística y genera sobreestimación o subestimación como la solar [29],[32],[33]. A partir de estos dos conceptos se puede estimar el costo total para esta fuente, descrita en la ecuación (17).

$$C_w=\sum_{i=1}^{N_w}C_{w,u,i}\left(W_{w,s,i},W_{w,i}\right)+\sum_{i=1}^{N_w}C_{w,u,i}\left(W_{w,s,i},W_{w,i}\right) \qquad \text{ecuación (17)}$$

Ahora la potencia disponible de un parque eólico esta descrita y dependiente de la velocidad del viento, como se observa en la ecuación (18).

$$W_w(v)=\begin{cases}0, & v<v_i\ o\ v>v_o\\ \rho\cdot v+k, & v_i<v<v_r\\ W_r, & v_r<v<v_o\end{cases} \qquad \text{ecuación (18)}$$

donde:

$W_w(v)$ es la potencia eólica generada en la función de la velocidad del viento.[28]

$v_o$ es la velocidad de viento de corte superior del aerogenerador.[28]

$v$ es la velocidad de viento instantánea en el corte inferior del aerogenerador.[28]

$v_r$ es la velocidad de viento nominal del aerogenerador.[28]

$W_r$ es la potencia nominal del aerogenerador.[28]

$v_i$ es la velocidad de viento de corte inferior del aerogenerador.[28]

$$\rho=\frac{W_r}{v_r-v_i} \quad y \quad k=\frac{-W_r v_i}{v_r-v_i} \qquad \text{ecuación (19)}$$

### 2.3.1 Costo subestimado energía eólica

Para las fuentes eólicas se presenta el mismo comportamiento subestimado dicho en la sección de la fuente solar, y es el costo que el operador de la microred deja de percibir por el despacho de energía suministrada por un generador eólico. Ahora, el costo está determinado por una variable aleatoria o probabilística por la variación natural de la fuente. El caso subestimado de energía eólica está definido en la ecuación (20).

$$C_{w,u,i}\left(W_{w,s,i}, W_{w,i}\right) = \frac{C_{w,u,i}}{2}\left(\sqrt{2\pi}\rho\sigma\left(erf\left(\frac{W_{w,s,i}-k}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right) - erf\left(\frac{W_r-k}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)\right) + 2\left(W_{w,s,i}-W_r\right)e^{-\left(\frac{W_r-k}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)}\right) + \cdots \frac{C_{w,u,i}}{2}\left(e^{-\frac{{V_r}^2}{2\sigma^2}} - e^{-\frac{{V_0}^2}{2\sigma^2}}\right)\left(W_r - W_{w,s,i}\right) \quad \text{ecuación (20)}$$

### 2.3.2 Costo sobreestimado energía eólica

En esencia, el costo sobrestimado refiere a la necesidad que tiene el generador eólico de recurrir a otros generadores para poder cumplir con la demanda pactada. A continuación, se subscribe la ecuación (21) para el caso A sobreestimado.

$$C_{w,o,i}\left(W_{w,s,i}, W_{w,i}\right) = C_{w,o,i}W_{w,s,i}\cdot\left(1 - e^{-\frac{V_i^2}{2\sigma^2}} + e^{-\frac{V_0^2}{2\sigma^2}} + e^{-\frac{k^2}{2\rho^2\sigma^2}}\right) - \cdots \frac{\sqrt{2\pi}C_{w,u,i}\rho\sigma}{2}\left(erf\left(\frac{W_{w,s,i}-k}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right) - erf\left(\frac{-k}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)\right) \quad \text{ecuación (21)}$$

## 2.4 Costo por vehículos eléctricos

En el presente apartado se considerará que los vehículos híbridos enchufable o plug-in electric vehicles (PEVs) harán parte de la microred y tendrán un agregador de parqueo (parking decks) . Bajo la anterior consideración, los vehículos serán reunidos de manera que el despachado en el momento más oportuno, definido por un análisis costo-beneficio [34] [35][36]. El objetivo principal es poder planificar la carga de los vehículos en el momento horario en el que el costo es menor u óptimo. Ahora, sí el vehículo (PEVs) no ha consumido toda la energía que tiene almacenada, este exceso podrá ser devuelto a las baterías en la franja horaria de mayor costo [34].

Para definir la ecuación que describa la planeación, carga, operación y transferencia, se toma como base [32][34][35]. El primer paso está definido a través de los agregadores cuando estos calculen el máximo despacho de energía para cada vehículo (PEVs), así se parte de que las baterías han cargado todo el día. El inicio de carga es definido como $SOC_{ni}^{D,a}$ y se representa ecuación (22):

$$SOC_{ni}^{D,a} = \min\left(SOC_{ni}^{D}, SOC_{ni}^{A} + \left(\frac{H_{ni} \cdot \rho \cdot P_{max} \cdot \Delta t}{B_{ni}}\right), \forall ni \in Ni, \forall i \in I\right. \quad \text{ecuación (22)}$$

Los vehículos (PEVs) tienen limitantes tanto a nivel superior como inferior definido como $[t_k, t_{k+H_i-1}]$, y la ecuación (23 y la ecuación (24. Con este grupo de ecuaciones se puede definir las expresiones que denotan los límites y la energía mínima que puede tener en el periodo [k+j]. En el rango la energía tiene que estar como mínimo $\rho \cdot P_{max} \cdot \Delta t$ y menor al siguiente intervalo [k+j+1]. Como es un proceso de carga la energía obtenida es incremental [32], [34] .

El estado del vehículo (PEVs) en un tiempo inicial se puede declarar según la ecuación (28). En la ecuación (24) se tienen en cuenta la restricción del vehículo (PEVs) para que no sobrepase el valor de la demanda máximo, donde no importa la cantidad de periodos de carga $SOC_{ni}^{D,a} B_{ni}$.

$$e_{ni}^{max}(t_{k+j}) = e_{ni}^{min}(t_{k+j}) = SOC_{ni}^{D,a} B_{ni}, j = H_{ni}, \ldots, H_i, \forall ni \in Ni, \forall i \in I$$ ecuación (23)

$$e_{ni}^{min}(t_{k+j}) = \max\left(e_{ni}^{min}(t_{k+j+1}) - \rho \cdot P_{max} \cdot \Delta t, SOC_{ni}^{A} \cdot B_{ni}\right), \quad j = 0, \ldots, H_{ni} - 1, \quad \forall ni \in Ni, \quad \forall i \in I$$ ecuación (24)

$$e_{ni}^{max}(t_k) = SOC_{ni}^{A} \cdot B_{ni}, \quad \forall ni \in Ni, \quad \forall i \in I$$ ecuación (25)

$$e_{ni}^{max}(t_{k+j}) = \min\left(e_{ni}^{min}(t_{k+j-1}) - \rho \cdot P_{max} \cdot \Delta t, SOC_{ni}^{D,a} \cdot B_{ni}\right), \quad j = 0, \ldots, H_{ni} - 1, \quad \forall ni \in Ni, \quad \forall i \in I$$ ecuación (26)

Los vehículos (PEVs) tienen limite en energía y potencia, ecuación (25) y la ecuación (26). Como es natural las baterías tendrán un límite en conexión y carga reflejadas ecuación (27) y la ecuación (28).

$$P_{ni}^{\max}(t_{k+j}) = P_{max}, \quad j = 0, \ldots, H_{ni} - 1, \forall ni \in Ni, \forall i \in I$$ ecuación (27)

$$P_{ni}^{\max}(t_{k+j}) = 0, \; j = H_{ni}, \ldots, H_i - 1, (When\, H_{ni} < H_i), \forall ni \in Ni, \forall i \in I$$ ecuación (28)

Las anteriores ecuaciones definen los límites de energía y potencia para los vehículos, más las ecuación (29) y la ecuación (30). Para los límites de potencia de los PEVs se define en la ecuación (31).

$$E_i^{\min}(t_{k+j}) = \sum_{ni \in Ni} e_{ni}^{\min(t_{k+j})}, j = 0, \ldots, Hi, \forall i \in I$$ ecuación (29)

$$E_i^{\max}(t_{k+j}) = \sum_{ni \in Ni} e_{ni}^{\max(t_{k+j})}, j = 0, \dots, Hi, \forall i \in I$$ ecuación (30)

$$P_i^{\max}(t_{k+j}) = \min\left(\sum_{ni \in Ni} P_{ni}^{\max(t_{k+j})}, Ai\xi_i(t_{k+j})\lambda\right), j = 0, \dots, Hi - 1, \forall i$$ ecuación (31)

Para definir el costo asociado por la utilización de los PEVs se define a través de una función $F_2(x)$ definida en la ecuación (32). Las restricciones están definidas en la ecuación (33), la ecuación (34), la ecuación (35) y la ecuación (36).

$$\min j(t_k) = F_2(x) = \sum_{i \in I} \sum_{j=0}^{H-1} c(t_{k+j}) \cdot P_i^{pref}(t_{k+j}) \cdot \Delta t + \mu \sum_{j=0}^{H-1} \theta(t) - \cdots$$ ecuación (32)

$$\dots\ k \sum_{j=0}^{H-1} (H - j) P_i^{pref}(t_{k+j})$$

$$s.t\ P_i^{pref}(t_{k+j}) \leq P_i^{max}(t_{k+j}), j = 0, \dots, H_i - 1, \forall i \in I$$ ecuación (33)

ecuación (34)

$$P_i^{pref}(t_{k+j}) = 0, j = Hi, \dots, H\ (Si\ aplica), \forall i \in I$$

$$E_i^{min}(t_{k+j}) \leq \sum_{\tau=0}^{J-1} \rho \cdot P_i^{pref}(t_{k+\tau}) \cdot \Delta t + E_i^{max}(t_k) \leq E_i^{max}(t_{k+j}),$$ ecuación (35)

$$J = 1, \dots, H_i, \forall i \in I$$

$$\sum_{i \in I} P_i^{pref}(t_{k+j}) \leq A_T(t_{k+j}) - L_b(t_{k+j}) + \theta(t_{k+j}), j = 0, \dots, H - 1$$ ecuación (36)

## 2.5 Costo de operación por almacenamiento

Para definir el costo de almacenamiento (baterías) del presente estudio, se presume un costo igual al generado por un equipo de generación renovable $C_{bl}$ [32] [37] [38][39] [40][41]. En la ecuación (37) se define el término.

$$F_3(x) = C_{bl} = L_{loss} \cdot C_{init-bat}$$ ecuación (37)

Donde $L_{loss}$ define la vida útil de la batería y $C_{init-bat}$ define el costo de inversión para la adquisición de estas. Como caso base se define que cuando la batería se está cargando la potencia es negativa y al contrario cuando este entregando potencia [32].

Por la naturaleza de las baterías se presenta pérdida de la vida útil, representada como $L_{loss}$, y el costo asociado a esa pérdida está definida en la ecuación (38), donde $A_c$ es el rendimiento acumulado con cada unidad [Ah] efectivo en un intervalo de tiempo dado y $A_{total}$ describe el rendimiento acumulado con [Ah] efectivo en el ciclo de vida [40].

$$L_{loss} = \frac{A_c}{A_{total}}$$ ecuación (38)

Las variables que componen $A_c$ son el estado de carga (SOC) y el rendimiento actual Ah real Ac representada en la ecuación (39):

$$A_c = \lambda_{SOC} A'_c$$ ecuación (39)

El parámetro $\lambda_{SOC}$ es un factor efectivo ponderado y está definido en la ecuación (40):

$$\lambda_{SOC} = k * SOC + d$$ ecuación (40)

Así el costo total tendrá las restricciones definidas por el estado en la carga mínima y máxima de las baterías definida en la ecuación (41). También se define las máximas transferencias de potencia en máxima descarga en la ecuación (42).

$$SOC_{min} \leq SOC \leq SOC_{max}$$ ecuación (41)

$$P_{Carga-max} \leq SOC \leq SOC_{Descarga-max}$$ ecuación (42)

Mediante la definición de las funciones de costo definidas por cada tipo de tecnología arriba mencionadas, permitirá la optimización del costo asociado en la microred del sistema de estudio, el cual hace parte el cumplimiento del objetivo 2 del presente trabajo y será integrado con el algoritmo MOPSO.

# 3. Algoritmos usados en optimización multiobjetivo

Un problema multiobjetivo se describe como “Un vector de variables de decisión que satisface restricciones y optimiza una función vectorial cuyos elementos representan las funciones objetivo. Estas funciones forman una descripción matemática de los criterios de rendimiento que suelen estar en conflicto entre sí. Por lo tanto, el término "optimizar" significa encontrar una solución que dé los valores de todas las funciones objetivo-aceptables para el tomador de decisiones [42]”. De igual manera este tipo de problemas puede maximizar o minimizar n funciones o realizar una combinación de ambas junto con un conjunto de restricciones ya sea de igualdad o desigualdad.

Teniendo en cuenta la definición anterior tomada de [42], se considera que en un problema multiobjetivo se tendrán un conjunto de soluciones y no única respuesta. Este conjunto de soluciones se verifica mediante el término del Pareto óptimo que se definirá más adelante. Cabe resaltar que generalmente en la mayoría de los problemas que hoy en día se plantean en el área de ingeniería se evalúan varios objetivos en conflicto y se requiere de soluciones factibles y óptimas que permitan resolver los objetivos planteados.

Por otro lado, los algoritmos heurísticos, metaheurísticos y genéticos, son muy usados para el desarrollo de problemas multiobjetivo, valiéndose de una buena velocidad de convergencia para obtener la respuesta de todos los espacios que pueden ser considerados para la solución, estos se describirán a continuación.

## 3.1 Algoritmos heurísticos

Los algoritmos heurísticos o de aproximación se han utilizado en recientes estudios para encontrar las soluciones parciales en problemas que satisfagan las restricciones, y

permitan desarrollar las funciones objetivos involucradas en la optimización multiobjetivo. Generalmente se caracterizan por manejar funciones no lineales y son aptos para manejar problemas complejos. De igual manera en estos algoritmos cabe resaltar que se encontraran soluciones aceptables, pero no necesariamente pueden ser las óptimas (locales), esta característica los diferencia de los algoritmos metaheurísticos [42][43].

## 3.2 Algoritmos metaheurísticos

Los algoritmos metaheuristicos son algoritmos que se caracterizan por sus métodos, los cuales se derivan de los algoritmos heuristicos de búsqueda donde debe exisitir un balance entre explotación y exploración para obtener su mejor desempeño en la solución del algoritmo. La explotación busca encontrar optimos locales en el espacio de búsqueda, opuesto a lo que es la exploración, donde se evita que el algoritmo se detenga en óptimos locales. Los algoritmos metaheurísticos presentan ventajas frente a los algoritmos heurísticos por su flexibilidad en abordar cualquier problema [42][43][44], dentro de estos los más conocidos son: los algoritmos genéticos, algoritmos de recocido simulado, la búsqueda tabú, la optimización por colonia de hormigas, la optimización por enjambre de partículas y la búsqueda local iterativa entre otros [42][44].Se atribuye que el autor que realizó la primera implementación de estos algoritmos fue David Schaffer en 1980.

A continuación, se describirán algunos de ellos.

### 3.2.1 Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos son una derivación de los algoritmos metaheurísticos, su principio se basa en la simulación de la evolución natural, donde se buscan obtener los individuos con ciertas características más aptos para sobrevivir y transmiten estas a su descendencia [44]. Dentro de sus características se encuentra el tamaño de la población y ésta será conserva en cada generación; al evaluar el proceso del algoritmo genético se producen cruces o mutaciones al azar cuando se seleccionan los individuos con mayor aptitud para renovar la población. Estos utilizan una población o un conjunto de soluciones iniciales que se manifiestan como cromosomas o cadenas binarias, donde el cromosoma con mayor aptitud será la solución del problema [43], [44].

### 3.2.2 Algoritmos de recocido simulado

Es un algoritmo metaheurístico de búsqueda local, es uno de los más reconocidos en optimización combinatoria. Su metodología consiste en que se inicia de un resultado inicial y se seleccionan soluciones vecinas, de esta forma esta es adaptada como como la nueva solución, para finalmente obtener un óptimo local, en algunos casos este requiere de un tiempo mayor de convergencia dado la complejidad del problema [42], [44],[45].

### 3.2.3 Algoritmos de búsqueda tabú

Este algoritmo establece que para cada solución el algoritmo verifica la población de la posible mejor solución hallada mediante memorias de corto, mediano y largo plazo, donde la memoria de corto plazo guarda aquellas soluciones obtenidas y son llamadas como tabú para que estas no se vuelvan a tener en cuenta. Las memorias de mediano plazo son conocidas como el proceso de intensificación. En este proceso por medio de unas iteraciones establecidas permite que se determine la prelación de las soluciones óptimas obtenidas. Por último, en las memorias de largo plazo se almacenan todas las soluciones que se han obtenido del mediano y corto plazo y se favorecen todas aquellas soluciones atípicas que no han considerado [42]-[44].

### 3.2.4 Algoritmos por colonia de hormigas

El algoritmo de colonia de hormigas ha sido utilizado para el desarrollo de problemas no determinísticos dado a su alta convergencia y ahorros en tiempos de cómputo. La metodología abordada para problemas multiobjetivo es evaluada mediante una población específica por cada función objetivo. Así mismo para cada función objetivo se tienen soluciones óptimas, estas soluciones se encuentran por el método de dominancia. Este concepto es usado para establecer que objetivos son prioridad y de esta manera poder obtener soluciones globales [42][46].

### 3.2.5 Algoritmos por enjambre de partículas

Los algoritmos por enjambre de partículas (PSO) realizan una búsqueda multidimensional y de esta manera consideran la mejor solución global en problemas mono objetivo y multi objetivo. Su enfoque para obtener su mejor solución en máximos o mínimos globales se basa en verificar la aptitud y la población inicial, donde a partir de esto su metodología

consiste en engendrar una nueva población de individuos por medio del principio del movimiento, de igual manera cada partícula que es generada está definida por la posición y la velocidad las cuales cambiaran cada vez que la partícula se mueva [42].

## 3.3 Soluciones optimas de pareto o frente pareto

El concepto de Pareto óptimo es utilizado en problemas multiobjetivo ya que en este tipo de problemas no se considera un único objetivo, sino múltiples objetivos para ser considerados en resolver un problema de optimización, de esta forma considerando si se maximizan o minimizan estos objetivos se tiene como resultado un conjunto de soluciones y no una solución única. Así mismo, no se puede establecer cuál de estas soluciones es la más factible, por eso se deben generar cuantas soluciones óptimas de Pareto sean admisibles [42].

El conjunto de soluciones Pareto optimas es llamado “no dominado”, cabe resaltar que, de igual manera dentro de este conjunto, también sale otro conjunto de soluciones que hacen del mismo conjunto obtenido, pero no son las óptimas sino hacen parte de las soluciones encontradas.

En consecuencia, una solución óptima es hallada cuando el resultado cumpla con los objetivos planteados en el problema de optimización, en la mayoría de los casos en optimización multiobjetivo al encontrar soluciones óptimas arrojadas por el Pareto óptimo presenta un comportamiento inverso que se traduce en que, al mejorar un objetivo o n objetivos, se genera un decremento de los demás [42],[47].
Definido matemáticamente es:

Para conocer si $X' \in P$ sino existe otra solución $X' \in P$ que considere:

$$P_i\,(X) \leq P_i\,(X') \qquad i = 1 \ldots n$$
$$P_j\,(X) < P_j\,(X') \quad para\ el\ menos\ un\ j$$

ecuación (43)

En vista de la ecuación (43), para que se establezca que $X'$ debe no existir un vector $X'$ factible que disminuya en algún criterio y que no cause el aumento en otro, considerando este concepto aplicado para minimización.

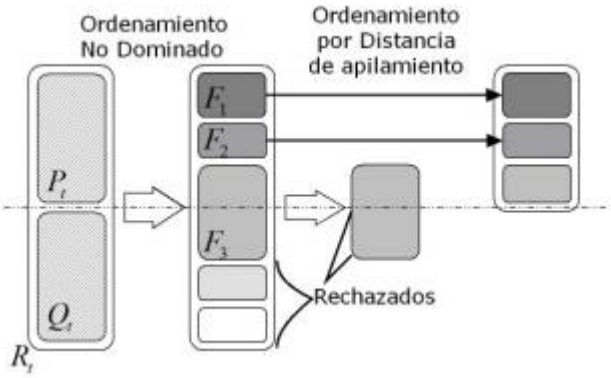
Por lo anterior, es necesario obtener soluciones admisibles para el desarrollo de este tipo de problemas multiobjetivo.

## 3.4 Algoritmo non dominated Sorting genetic (NASGA-II)

El algoritmo Non Dominated Sorting Genetic Algorithm ( NSGA-II) es un algoritmo genético de clasificación no dominada, proveniente de los algoritmos evolutivos multiobjetivo [7]. El concepto busca mejorar la población de padres (Rt) mediante la generación aleatoria o con algún método de inicialización gracias a la contemplación de los operadores evolutivos de torneo, que permiten definir los candidatos que serán considerados en los procesos de mutación, y cruce que formarán la población descendiente. Esta población es ordenada de acuerdo a los niveles de no dominancia obtenidas en el Pareto (f1, f2, f3, fn) donde se eligen del mejor nivel al peor, hasta considerar el máximo tamaño permitido [48]. A cada una de las soluciones que son obtenidas se les destina una función fitness, el cual permite el desarrollo del problema de optimización. Se concluye que esta función en el proceso debe obtener un valor mínimo.

En la **Figura 3-1**se muestra el procedimiento al obtener la última iteración del Pareto la cual permite identificar aquellas soluciones que hacen parte de este y las que se deben rechazar para la selección de la población descendiente.

**Figura 3-1:** Procedimiento de promoción de individuos NSGA-II [48].




Nombre de la fuente: Algoritmo multiobjetivo NSGA-II aplicado al problema de la mochila [48].

El algoritmo NSGA-II sigue de manera general el siguiente procedimiento:

1. Unir la población de padres y descendientes (Rt).
2. Realizar el ordenamiento no dominado para (Rt).
3. Establecer los frentes Fi. Hacer el estimado inicial para i=1 Donde i es la cantidad de frentes a estimar
5. Ordenar por apilamiento e incluir las soluciones más esparcidas
de acuerdo a la distancia de apilamiento de cada frente Fi.
6. Crear la población de descendientes Qi+1 desde Pi+1 seleccionados por torneo y definidos por cruzamiento y mutación

## 3.5 Algoritmo multi objective particle optimization (MOPSO)

El Mopso (Multi Objective Particle Optimization Algorithm) fue implementado por J. Moore y R. Chapman, se caracteriza porque es un algoritmo de optimización multiobjetivo que hace parte de los algoritmos evolutivos, este se caracteriza por ser competitivo y eficiente gracias a su velocidad de convergencia.

Su principio se basa en el comportamiento de las aves y una búsqueda multidimensional encaminada en la posición que tome cada individuo, partiendo de esto, siempre se afectará

cada individuo por el individuo de mejor comportamiento estos se denominan los individuos locales o globales [49].

Dentro de sus principales parámetros se encuentran la población a evaluar y la memoria única utilizada por los individuos a considerar, que es llamada “repositorio” [50]. Con lo anterior se busca obtener un repositorio global donde cada una de las partículas analizadas almacenara sus experiencias de vuelo en cada uno de sus ciclos evaluados [50]. De esta manera, el algoritmo busca seleccionar las mejores posiciones utilizando una cuadrícula.

El método de la cuadricula sirve para establecer un sistema de coordenadas y así mismo revisar que tantos individuos están almacenados en el repositorio, donde las funciones objetivas a considerar se establecen como los valores máximos y mínimos fitness de estos individuos [49].

Los límites de la cuadrilla (valores máximos y mínimos fitness) se definen en la Ecuación (44) y la Ecuación (45).

$$I_{sup} = f1_{max} + 0{,}1 * [f1_{max} - f1_{min}], f2_{max} + 0{,}1 * [f2_{max} - f2_{min}] \qquad \text{Ecuación (44)}$$

$$I_{inf} = f1_{min} + 0{,}1 * [f1_{max} - f1_{min}], f2_{min} + 0{,}1 * [f2_{max} - f2_{min}] \qquad \text{Ecuación (45)}$$

Con estos límites se pueden definir los vecindarios a considerar en el problema multiobjetivo que son conocidos en el desarrollo del problema como grid index.
A continuación, se detalla un poco el procedimiento usado en este algoritmo.

### 3.5.1 Procedimiento de optimización del (MOPSO)

La aplicación del algoritmo MOPSO, está orientado a identificar un conjunto de soluciones a partir del Pareto óptimo, el cual define la mejor partícula global (gbest). Sin embargo, en problemas multiobjetivo este Pareto puede ser diferente, lo que genera algunos inconvenientes para la selección del mismo, debido a que no se encuentra una única solución sino un conjunto de soluciones que hacen parte de la resolución del problema.

En este algoritmo la búsqueda de soluciones optimas son obtenidas mediante un espacio de definido y cada iteración determina nuevas posiciones dadas por las siguientes ecuaciones [49]:

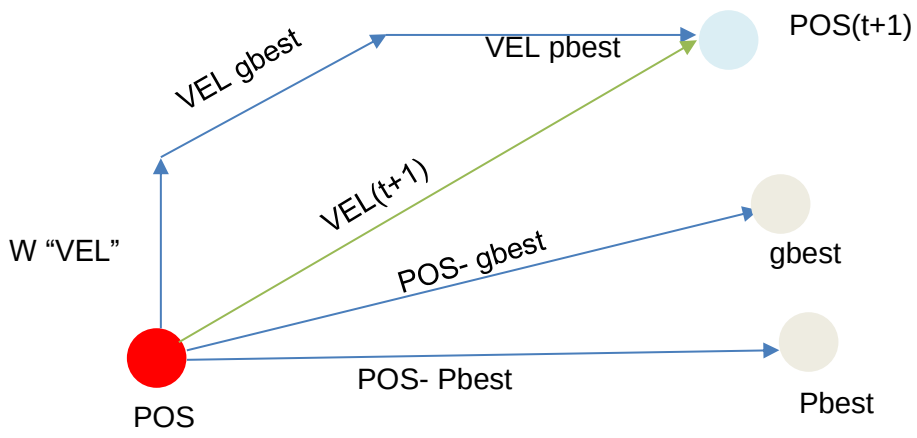
$$VEL = W.VEL + c1 * rand(Np, nVar).*(Pbest_{id} - POS) + c2 * rand(Np, nVar).*(gbest_{id} - POS) \quad \text{Ecuación 46}$$

$$POS = POS + VEL \quad \text{Ecuación 47}$$

Cabe resaltar que en MOPSO es muy importante la selección de (gbest) que corresponde a la mejor partícula global del conjunto de soluciones no dominadas que es obtenido en el Pareto óptimo [51], en la **Figura 3-2**.

.

**Figura 3-2:** Cambio de posición de un individuo [49].




Nombre de la fuente: [49]

Con lo anterior se establecen los parámetros más importantes a considerar por MOPSO los cuales son:

1. Número de partículas: Se refiere al tamaño de la población [50]
2. Número de ciclos: Este se relaciona con el número de partículas, donde dicha relación es inversamente proporcional al número de partículas a considerar, esto es que a mayor número de partículas, menor número de ciclos y viceversa [50].
3. Número de divisiones: En este se selecciona e identifica el número de hipercubos que se generaran en espació de las funciones objetivos a considerar [50]

4. Tamaño del repositorio: Determina el Pareto óptimo ya que en este se establecen el límite máximo de vectores no dominados que se podrían almacenar [50].

Con lo expuesto anteriormente, en la mayoría de los casos los problemas multiobjetivo se retoman como un problema monoobjetivo, donde se considera la evaluación de las soluciones una por una (o por objetivo). Al utilizar estos métodos se evidencia que se deben considerar distintas simulaciones para poder resolver el problema considerado. En consecuencia, abordar estos problemas de varios objetivos con la ayuda de algoritmos genéticos permite considerar soluciones diversas que se generan en el Pareto optimo en un solo algoritmo, donde en la mayoría de las ocasiones una solución mejora un objetivo y de manera paralela empeora el siguiente. En este trabajo se seleccionó el algoritmo MOPSO para resolver el problema de optimización propuesto dado que en los documentos consultados este presenta ventajas sobre otros algoritmos multiobjetivos como lo son: su simplicidad en la implementación y la velocidad en la convergencia s donde es considerada la congestión y los costos de operación. En el desarrollo de la solución de estudios similares con MOPSO,demuestran que la metodología planteada y de mejor solución, están en [10], [50], [51].

Por último, en este capítulo se abordó el cumplimiento del objetivo específico 2 ya que se exploraron los principales algoritmos de solución heurísticos. La técnica de solución empleada en este trabajo es el algoritmo multiobjetivo MOPSO, considerando que el desarrollo de este trabajo se contempla la minimización de dos funciones objetivo que consideran varias variables, restricciones y ecuaciones matemáticas; esta metodología presenta que algunas particularidades importantes: la diversidad de la soluciones, resuelve problemas no lineales y que es elitista es decir que considera las mejores soluciones globales encontradas en su espacio de búsqueda, debido a esto se obtiene un conjunto de soluciones óptimas y no una solución óptima única.

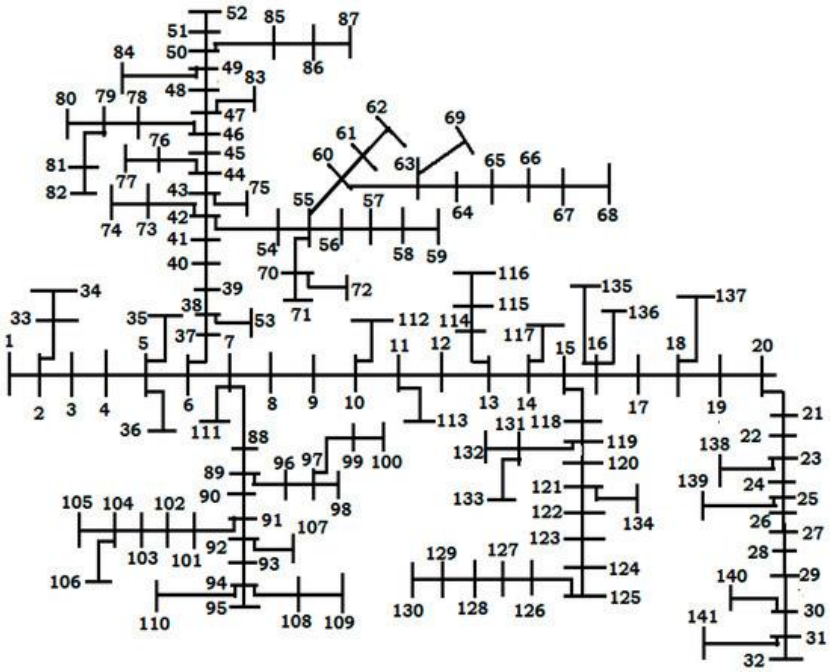
# 4. Caso de estudio y resultados

## 4.1 Descripción del sistema bajo estudio

El sistema de prueba elegido para la validación del método propuesto de programación de la operación de una red de distribución considerando costo de operación y la congestión del sistema, corresponde a un sistema de distribución radial, donde se seleccionó el caso de 141 nodos de la IEE de Khodr, Olsina, De Jesus and Yusta, correspondiente a una porción del sistema del área metropolitana de Caracas Venezuela, los datos asociados a este se encuentran en [52].

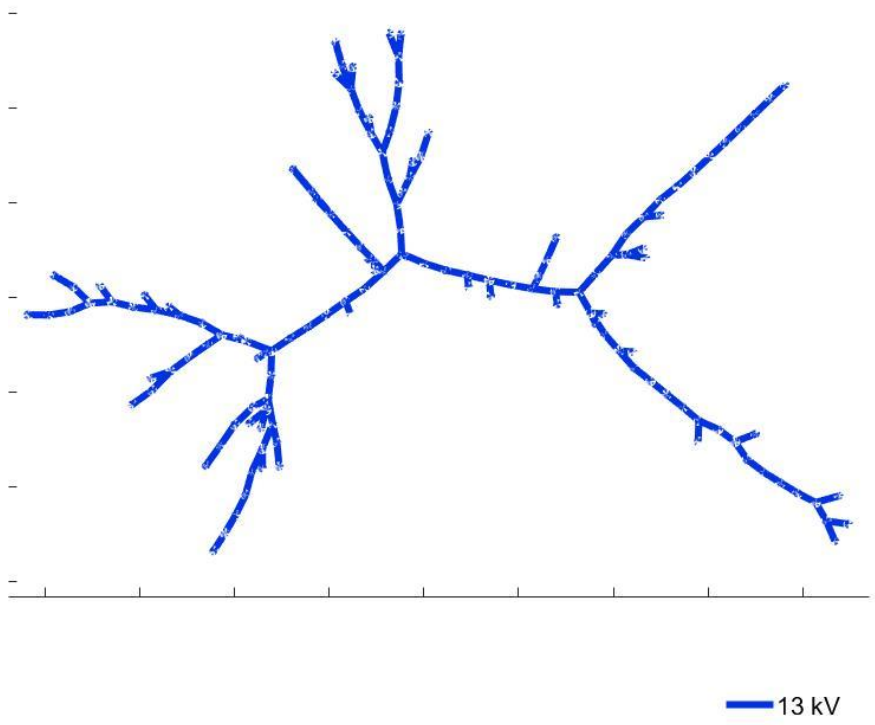
Esta red radial se compone de 141 nodos de tensión, 84 nodos de carga, 1 generador, 3 nodos de tensión controlada, y 140 elementos de distribución (líneas) como se muestra en la **Figura 4-1**.

**Figura 4-1:** Sistema de distribución radial de 141 nodos (modificado de [53]).



Como características típicas de este sistema su nivel de tensión es de 12.5 kV, la base del sistema en p.u está en 10 MVA y cuya topología de la red se muestra en Figura 4-2 [49].

**Figura 4-2:** Topología de la red de distribución radial de 141 [49].




Como se mencionó, se determinó el caso base de sistema IEEE 141, modificando los siguientes parámetros las capacidades de las líneas y la inyección de 2 nuevos generadores que se encuentran en el nodo 109 y 110 con potencias de 50 y 10 MW respectivamente. Estos valores son modificados al unirlos en las funciones objetivo-usadas en el algoritmo, donde se suponen que estos nodos disponen de mayor recurso solar y eólico.

Así mismo, se considera la existencia de generadores distribuidos (generación fotovoltaica, generación eólica, vehículos eléctricos, almacenamiento de baterías, etc.), que son tenidas en cuenta [28] para el algoritmo MOPSO. Así, se asume que en algunos nodos existirán cambios en la demanda de las potencias activa y reactivas, considerados en los tipos de generación distribuida. Con lo anterior, se verifica el método propuesto de índice de congestión mostrado en el capítulo I.

Cabe resaltar que solo en algunas barras del sistema se encuentra con generación de acuerdo a la modificación hecha, esto con el fin de verificar el impacto que tendría la agregación de generación distribuida en la red de prueba escogida.
A continuación, se muestran algunas características del caso de estudio (**Tabla 4-1**).

**Tabla 4-2**: Características de los elementos eléctricos que componen el CASO 141 IEE.

| | |
|---|---|
| Buses | 141 |
| Generadores | 3 |
| Generadores comprometidos | 3 |
| Cargas | 84 |
| Fijas | 84 |
| Despachables | 0 |
| Shunts | 0 |
| Ramas | 140 |
| Transformadores | 0 |
| Áreas | 1 |

**NOTA:** Estos datos se toman del Software Matpower de Matlab.

**Tabla 4-3**: Características de potencia activa y reactiva del caso 141.

| **Capacidad total de generación** | **P (MW)** | **Q (MVAr)** |
|---|---|---|
| Capacidad total de generación | 2997.0 | -2997.0 a 2997.0 |
| Generación actual | 89.1 | 59.9 |
| Carga | 59.5 | 36.9 |
| Fija | 59.5 | 36.9 |
| Despachable | -0.0 de -0.0 | -0.0 |
| Shunt (inj) | 29.64 | 0.0 |
| Pérdidas (I^2*Z) | 29.64 | 23.04 |
| Carga de rama (ing) | 89.1 | 0.0 |
| Flujo total entre vínculos | 0 | 0.0 |

**NOTA:** Los datos se toman del Software Matlab.

## 4.2 Formulación del problema

El modelo contemplando en este documento considera los costos de operación y el índice de congestión de una microred de prueba. Este modelo formula un problema de optimización que usa el algoritmo multiobjetivo de enjambre de partículas MOPSO, donde se procede a integrar cada una de las funciones en este. Posteriormente, se describe el modelo matemático que describe el problema.

## 4.3 Integración de funciones objetivo

### 4.3.1 Integración del índice de congestión

Para garantizar el cumplimiento del primer objetivo planteado y mencionado en el capítulo 1, la ecuación (7) se define la función objetivo a minimizar y la ecuación (8) definen las ecuaciones referentes al cálculo de este índice de congestión, estas fueron seleccionadas con el fin de obtener una minimización en este indicador para el sistema de caso a evaluar que contiene algunas fuentes generadoras de recursos renovables con el uso del algoritmo MOPSO.

$$Min\ Z = \frac{\sum_{i=1}^{24} IC_i}{24}$$

ecuación (48)

$$IC_i = \begin{cases} \dfrac{\sum_{k=1}^{N_i} Porcentaje_{k,i} * \gamma_{k,i}}{100 * nl_i} & si\ \ nl_i > 0 \\ 0 & \end{cases}$$

ecuación (49)

$$\gamma_{k,i} = \begin{cases} 1\ si\ Porcentaje_{k,i} > 100 \\ 0 \end{cases}$$

$$Porcentaje_{k,i} = \frac{S_{k,i}}{S_k{}^{max}} * 100$$

Dónde:

$IC$: *Índice de congestión*

$i$: *Condiciones del sistema*

$N_i$: *Representa el total de líneas de sistema de prueba*

$k$: *Representan las líneas del sistema de prueba*

*$S_{k,i}$: Flujo en la línea k en MVA bajo las condiciones i*

*${S_k}^{max}$: Capacidad operativa de la línea k en MVA*

*$nl$: número de líneas sobrecargadas*

### 4.3.2 Integración de costos de operación de la microred de prueba

Teniendo en cuenta el estudio presentado en [28], se toman los costos de operación de la microred que fueron presentados y analizados en dicho documento para integrarlos en la red de prueba analizado. La función de costos que se integró en la optimización de este trabajo fue descrita en el capítulo 2 que fue elaborado con base a [28], como se muestra en la ecuación (9):

$$CO = F_{1^{(x)}} + F_2(x) + F_3(x) + F_4(x) \qquad \text{ecuación (50)}$$

Donde:

$$F_{1^{(x)}} = C_i(P_{s,i}) = \alpha_i + \beta_i P_{s,i} + \gamma {P_{s,i}}^2 \qquad \text{ecuación (51)}$$

$$F_{2^{(x)}} = \min j(t_k) = F_2(x) = \sum_{i \in I} \sum_{j=0}^{H-1} c(t_{k+j}) \cdot P_i^{pref}(t_{k+j}) \cdot \Delta t + \mu \sum_{j=0}^{H-1} \theta(t) - \cdots \qquad \text{ecuación (52)}$$

$$\ldots\ k \sum_{j=0}^{H-1} (H-j) P_i^{pref}(t_{k+j})$$

$$F_3(x) = C_{bl} = L_{loss} \cdot C_{init-bat} \qquad \text{ecuación (37)}$$

Estas tres funciones se derivan del capítulo 2, donde $F_1(x), F_2(x), F_3(x)$ corresponden a: costos de la generación a través de diesel, costos por operar y mantener los PEVS en agregadores y costos referente al sistema de almacenamiento con baterías respectivamente [28].

El último término de la función de costos definido como $F_4(x)$ que es denotado como el costo de probabilidad de incertidumbre de las Ders, este se presenta en ecuación (53).

$$F_4(x) = F_{4A1}(x) + F_{4A2}(x) + F_{4A3}(x) + F_{4A4}(x) + F_{4B1}(x) + F_{4B2}(x) \qquad \text{ecuación (53)}$$

Este costo es asociado a la energía solar $F_{4A}(x)$ y eólica $F_{4B}(x)$ [28]. Estos costos de incertidumbre manejan los costos en donde se subestima y otro sonde se sobreestima y que fueron ampliados en el capítulo 2.

Además de gran importancia resaltar que los costos subestimados en energía solar presentan dos casos $F_{4A1}(x) + F_{4A2}(x)$ y de la misma forma para cuando se sobreestima $F_{4A3}(x) + F_{4A4}(x)$ [28], estas se denotan en las siguientes ecuaciones.

Ecuación (54)

$$F_{4A1}(x) = E\left[C_{PV,u,i}\left(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}\right), A\right] =$$

$$\frac{(-1)C_{PV,u,i}W_{PV,s,i}}{2}\left[\operatorname{erf}\left(\frac{\frac{1}{2}\ln\left(\frac{w_{Rc}G_rR_c}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)-\operatorname{erf}\left(\frac{\frac{1}{2}\ln\left(\frac{w_{PV,s,i}G_rR_c}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)\right]+\cdots$$

$$\frac{C_{PV,u,i}W_{PV\,r}e^{2\lambda+2\beta^2}}{G_rR_c2}\left[\operatorname{erf}\left(\frac{\frac{1}{2}\ln\left(\frac{w_{Rc}G_rR_c}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\sqrt{2}\beta\right)-\operatorname{erf}\left(\frac{\frac{1}{2}\ln\left(\frac{w_{PV,s,i}G_rR_c}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\sqrt{2}\beta\right)\right]$$

Ecuación (55)

$$F_{4A2}(x) = E\left[C_{PV,u,i}\left(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}\right), B\right] =$$

$$\frac{C_{PV,u,i}W_{PV,s,i}}{2}\left[\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{Rc}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)-\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{PV,\infty,i}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)\right]+\cdots$$

$$\frac{C_{PV,u,i}W_{PV\,r}\cdot e^{\lambda+\beta^2/2}}{2\cdot G_r}\left[\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{PV,\infty,i}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\frac{\beta}{\sqrt{2}}\right)-\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{Rc}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\frac{\beta}{\sqrt{2}}\right)\right]$$

$$F_{4A3=}(x)[C_{PV,o,i}\left(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}\right), A] =$$

Ecuación (56)

$$\frac{-C_{PV,o,i}W_{PV,s,i}}{2}\left[1+\operatorname{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{Rc}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)\right]+\cdots$$

$$\frac{C_{PV,o,i}W_{PV\,r}e^{2\lambda+2\beta^2}}{G_rR_c2}\left[\mathrm{erf}\left(\frac{\frac{1}{2}\ln\left(\frac{w_{Rc}G_rR_c}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\sqrt{2}\beta\right)+1\right]$$

$$F_{4A4}(x)[C_{PV,o,i}(W_{PV,s,i},W_{PV,i}),B]=$$

Ecuación (57)

$$\frac{C_{PV,o,i}W_{PV,s,i}}{2}\left[\mathrm{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{Rc}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)-\mathrm{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{PV,s,i}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}\right)\right]+\cdots$$

$$\frac{C_{PV,o,i}W_{PV\,r}\cdot e^{\lambda+\beta^2/2}}{2\cdot G_r}\left[\mathrm{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{PV,s,i}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\frac{\beta}{\sqrt{2}}\right)-\mathrm{erf}\left(\frac{\ln\left(\frac{w_{Rc}G_r}{W_{PV\,r}}\right)-\lambda}{\sqrt[2]{2}\beta}-\frac{\beta}{\sqrt{2}}\right)\right]$$

.

$$F_{4B1}(x)=C_{w,u,i}(W_{w,s,i},W_{w,i})=$$

$$\frac{C_{w,u,i}}{2}\left(\sqrt{2\pi}\rho\sigma\left(erf\left(\frac{W_{w,s,i}-k}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)-erf\left(\frac{W_r-k}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)\right)\right.$$

$$\left.+2(W_{w,s,i}-W_r)e^{-\left(\frac{W_r-k}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)}\right)+\cdots$$

Ecuación (58)

$$\frac{C_{w,u,i}}{2}\left(e^{-\frac{{V_r}^2}{2\sigma^2}}-e^{-\frac{{V_0}^2}{2\sigma^2}}\right)(W_r-W_{w,s,i})$$

$$F_{4B2}(x)=C_{w,o,i}(W_{w,s,i},W_{w,i})$$

$$=C_{w,o,i}W_{w,s,i}\cdot\left(1-e^{-\frac{V_i^2}{2\sigma^2}}+e^{-\frac{V_0^2}{2\sigma^2}}+e^{-\frac{k^2}{2\rho^2\sigma^2}}\right)$$

$$-\cdots$$

Ecuación (59)

$$\frac{\sqrt{2\pi}C_{w,u,i}\rho\sigma}{2}\left(erf\left(\frac{W_{w,s,i}-k}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)-erf\left(\frac{-k}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)\right)$$

A continuación, se muestran cada uno de los parámetros que son contemplados en MOPSO, para lograr desarrollar el problema y que fueron tomados de la ecuación [28]. Para la programación de la segunda función objetivo correspondiente a los costos se utilizó

una microred definida en [28]. Así mismo, en las simulaciones se definieron los siguientes parámetros para cada una de las variables de decisión que corresponden a:

**Tabla 4-4**: Variables de decisión de generación distribuida [28].

| Notación | Descripción y Unidades |
|---|---|
| PBat | Capacidad del banco de baterías [MW] |
| Photovoltaic | Capacidad del sistema fotovoltaico [MW] |
| Wind | Capacidad eólica [MW] |
| PGen | Capacidad diésel [MW] |

En las siguientes tablas se mencionan cada uno de los valores de las variables que fueron consideradas. En la Tabla 4-5 se muestran los valores que fueron considerados para cada tipo de generación, en la Tabla 4-6 cada uno de los parámetros necesarios de los sistemas de almacenamiento con baterías referentes al estado de carga, en la **Tabla 4-7**, se representan los valores de costos utilizados en US/kWh de cada tipo de energía, en la Tabla 4-8 los parámetros de velocidad y potencia de un sistema eólico, en la Tabla 4-9los parámetros necesarios a contemplar en un sistema fotovoltaico y por último los parámetros considerados en los vehículos eléctricos en la **Tabla 4-10**.

**Tabla 4-5**: Valores de capacidades de los generadores [28].

| Notación | Valor | Descripción y Unidades |
|---|---|---|
| Cbat | 960 | Capacidad del banco de baterías [kW] |
| Cpv | 100 | Capacidad del sistema fotovoltaico [kW] |
| Cwt | 210 | Capacidad eólica [kW] |
| Cd | 200 | Capacidad diésel [kW] |

**Tabla 4-6**: Valores de los parámetros del sistema de almacenamiento con baterías [28].

| Notación | Valor | Descripción y Unidades |
|---|---|---|
| SOCmin | 0.5 | Estado de carga mínimo |
| SOCmax | 0.95 | Estado de carga máximo |
| SOCi | 0.6 | Estado de carga inicial |
| Q | 1000 | Amperios hora de la batería |
| Atotal | 390*Q | Total de amperios acumulados durante todo el ciclo de vida |
| K | -1.5 | Parámetro 1 para calcular el factor de ponderación efectiva |
| D | 2.05 | Parámetro 2 para calcular el factor de ponderación efectiva |

**Tabla 4-7**: Costo de cada tipo de generación [28].

| Notación | Valor | Descripción y Unidades |
|---|---|---|
| Costdiesel | 0.8 | Tomado de la *Energy Information Administration* del *U.S Department of Energy* (DOE) |
| CUbat | 180 | Precio de las baterías por KWh (Tomado de [54]) |
| Ctransbat | 1.5 | Sobrecosto por transporte de baterías |
| Cinit | Cbat*CUbat*Ctransbat | Costo inicial de las baterías en dólares |
| CostSolar | 0.0803 | Costo de la energía solar (USD/kWh) (Tomado de [55]) |
| CostWind | 0.130 | Costo de la energía eólica (USD/kWh) (Tomado de [55]) |

**Tabla 4-8**: Parámetros del sistema eólico [28].

| Notación | Valor | Descripción y Unidades |
|---|---|---|
| Wr | 29.93 | Potencia nominal del aerogenerador [MW] |
| Vr | 14.4774 | Velocidad de viento nominal del aerogenerador [m/s] |
| Vin | 4 | Velocidad de viento de corte inferior del aerogenerador [m/s] |
| Vout | 16.03 | Velocidad del viento del corte superior del aerogenerador [m/s] |

**Tabla 4-9**: Parámetros del sistema fotovoltaico [28].

| Notación | Valor | Descripción y Unidades |
|---|---|---|
| Wpvr | 20 | Potencia nominal de salida de la celda fotovoltaica [MW] |
| Gr | 1000 | Irradiación estándar en el ambiente [W/m2] |
| Rc | 150 | Valor de irradiación de referencia [W/m2] |
| Wpv | 100 | Potencia máxima [kW] |

**Tabla 4-10**: Parámetros de vehículos eléctricos [28].

| Notación | Valor | Descripción y Unidades |
|---|---|---|
| Hllegada | 20 | Hora media de llegada |
| hpartida | 7 | Hora media de partida |
| km_media | 50 | Cantidad media de kilómetros recorridos |
| Cllegada | 1 | Desviación estándar de llegada |
| Cpartida | 1 | Desviación estándar de partida |
| Ckm | 15 | Desviación estándar de los kilómetros recorridos |
| Pcarga | 3.52 | Potencia de carga |

**Tabla 4-11**: Parámetros de MOPSO en Matlab.

| Notación | Valor | Descripción y Unidades |
|---|---|---|
| params.Np | 10 | Tamaño de la población |
| params.Nr | 10 | Tamaño del repositorio |
| params.maxgen | 50 | Número máximo de generaciones |
| params.W | 0.4 | Peso de inercia |
| params.C1 | 2 | Factor de confianza individual |
| params.C2 | 2 | Factor de confianza del enjambre |
| params.ngrid | 20 | Número de cuadrículas en cada dimensión |
| params.maxvel | 5 | Velocidad Máxima en porcentaje |
| params.u_mut | 0.5 | Porcentaje de mutación uniforme |

Los parámetros sintonizados (proceso a prueba y error mediante un análisis de vecindad (exploración de los parámetros de tuning de un problema simular) y basados en la experiencia del estudio presentado en la formulación desarrollada en la universidad Nacional, de una tesis previa (dirigida por el mismo directo d este estudio) definidas para el algoritmo son presentadas en **Tabla 4-11**.

Teniendo en cuenta las anteriores ecuaciones, se integran en MOPSO para realizar las referentes simulaciones en búsqueda de la minimización del índice de congestión y los costos de operación de la microred que fue considerada en la red radial de prueba.

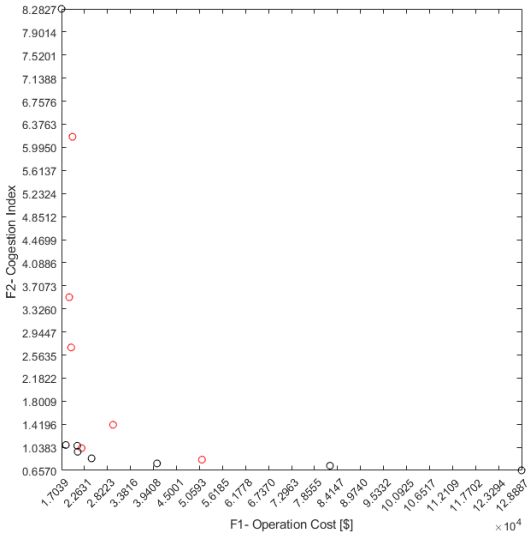
## 4.4 Resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO

Una vez modelado el sistema bajo estudio, insertada la microred que fue definida en [28], se procede a modelar el algoritmo junto con las funciones objetivo, las restricciones y cada uno de los parámetros que son necesarios para el buen funcionamiento de este y que fueron mencionados en el capítulo 3. Por lo anterior, se procesa la información de este algoritmo en Matlab y Matpower y se procede a encontrar la solución al problema planteado.

También es importante destacar, que las variables de decisión del problema seleccionadas corresponden a: Pgen, Pbat, Load, Solar, Wind, VE1, VE2 las cuales dependerán del índice de congestión que se obtiene en el sistema de prueba de 141 de la IEEE bajo estudio. mencionadas en la **Tabla 4-4**: Variables de decisión de generación distribuida [28].

El diagrama de Pareto obtenido para el problema considerado se presenta en la **Figura 4-3** donde se busca obtener la mejor solución que satisfaga los objetivos de optimización. En este se muestra el conjunto de soluciones obtenidas donde los puntos negros representan las soluciones optimas de Pareto y los puntos rojos hacen parte de la última solución que es arrojada por la ultima iteración al que fue expuesto el algoritmo pero no hacen parte del Pareto óptimo. En esta figura **Figura 4-3** se muestra que, si el operador quiere aliviar la congestión por completo, el costo aumenta significativamente.

**Figura 4-3:** Frente Pareto de soluciones obtenidas para minimizar f1(costo de operación) y f2(índice de congestión).




Las soluciones óptimas encontradas corresponden a la asignación de potencia de generación para cada recurso el cual variará en función de la curva de demanda y a las condiciones meteorológicas de ese momento (24 horas del día), de igual forma depende del índice de congestión obtenido por el sistema estas soluciones optimas se muestran en

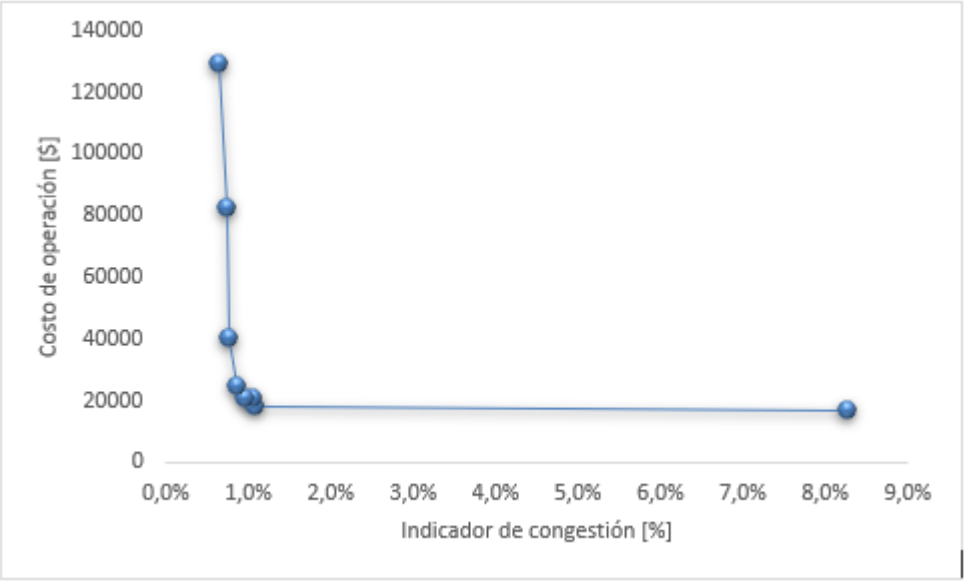
**Tabla 4-12**: Valores optimizados de funciones Objetivo evaluadas en el algoritmo.

| Resultados | Objetivo 1 | Objetivo 2 |
|---|---|---|
| Soluciones Óptimas | Índice de congestión | Costo de operación [$] |
| 1 | 0,7344 | 823052,6793 |
| 2 | 0,6570 | 128886,6094 |
| 3 | 0,7716 | 40259,5369 |
| 4 | 0,8559 | 24344,4944 |
| 5 | 1,0637 | 20876,1415 |
| 6 | 1,0766 | 18085,8396 |
| 7 | 0,9644 | 20959,1494 |
| 8 | 8,2827 | 17038,5103 |

Con respecto a los valores obtenidos se puede descartar la solución óptima 8 mostrada en la **Tabla 4-12** ya que implica que se tendrán sobrecargadas las líneas del sistema de prueba. Esto conlleva a una posible salida de éste a pesar de que sea más económico el costo de operación, y esto ocasionaría inestabilidad originada por la salida del mismo; generaría deslastres de carga y representar daños económicos y sociales. En la solución óptima 2 se observa que, a pesar de tener solución con una baja congestión, el costo de operación de la operación de la microred para mantener este valor es alto por lo cual se concluye que el operador del sistema debe revisar la opción más favorable y también tener en cuenta que debe satisfacer la demanda en cualquier hora del día y evitar un posible colapso de éste. En esta solución también se evidencia que el algoritmo contempla el caso en donde se incurriría en un costo mínimo pero un índice alto, por lo cual se observa que en este conjunto de soluciones el operador debe revisar que objetivo desea prevalecer.

En consecuencia, el conjunto de soluciones óptimas para que el sistema opere de manera segura estaría de la 1 a la 7 mostradas en la **Tabla 4-12**, para impedir que alguna falla pueda mandar a blackout el sistema de estudio y evitar posibles daños a este. Para este caso el operador tomará los casos para los cuales las soluciones obtenidas tengan un mínimo índice de congestión y garantizando un sistema robusto. Las soluciones optimas corresponden a:

**Figura 4-4:** Relación costo de operación e Índice de congestión.




En la **Figura 4-4** se puede apreciar que para mantener un nivel de congestión bajo implica un aumento importante del costo de operación. Entonces el estudio busca optimizar una solución que minimice la congestión de la red a un costo dado, como se verá más adelante. Valores mayores al 1 en el índice de congestión no hacen parte de la solución óptima debido a que presenta una saturación al sistema o congestión, por más que el costo sea menor, a futuro implicaría un alto impacto en la calidad del servicio.

## 4.5 Variación de las variables de decisión en los puntos del Pareto óptimo

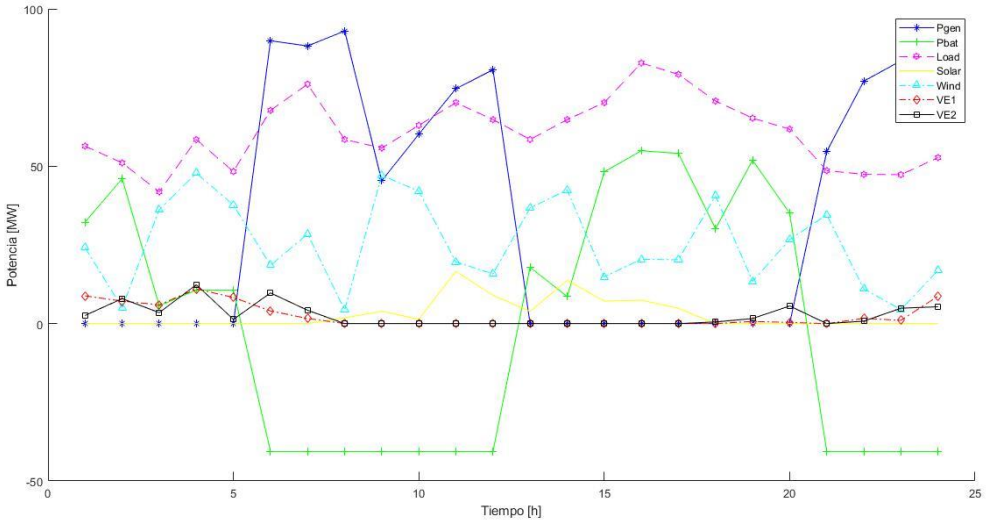
### 4.5.1 Valor que toman las variables de decisión en la posición 1

A continuación, se representa la variación de las variables de decisión en cada uno de los puntos del Pareto óptimo mostrado en la **Figura 4-3** . En la posición 1 donde corresponde a la siguiente solución:

| Soluciones Óptimas | Índice de congestión | Costo de operación [$] |
|---|---|---|
| 1 | 0,7344 | 823052,6793 |

El valor que toman las variables de decisión se muestra en la **Figura 4-5**. En este gráfico se muestra la asignación de potencia de generación para cada recurso en las 24 horas del día, donde se observa que presenta variaciones dependiendo de las condiciones meteorológicas y de la función de demanda de energía. En este despacho que tiene cada fuente se determina que cuando hay valores positivos significa que está suministrando potencia y cuando hay valores negativos significa que se está recargando o almacenando energía para el caso del sistema de almacenamiento considerado. Así mismo considerando que este despacho va enfocado a obtener un mínimo de congestión y al mismo tiempo un costo mínimo de operación.

**Figura 4-5:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red.

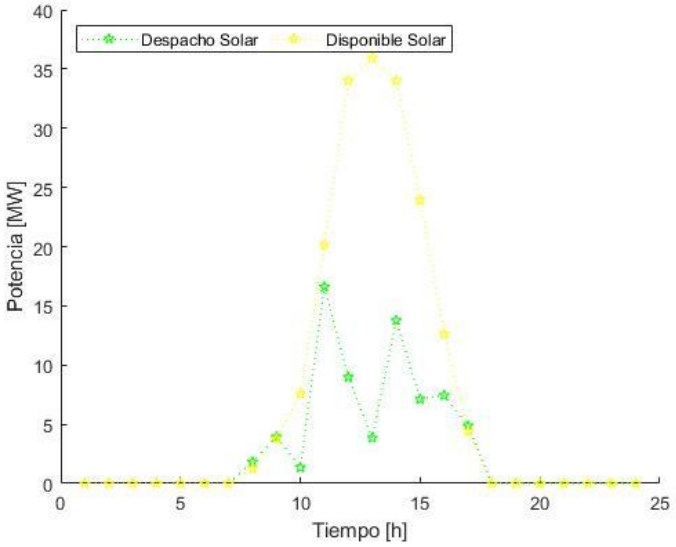



Conforme a los resultados se obtiene lo siguiente: La generación con diésel de la hora 0-5 no tiene despacho de este tipo de energía, de las 5-13 horas suministra energía a la carga, contemplando que en algunos picos suministra más energía de lo que la demanda de la carga requiere, esto implica ligeramente que el costo de operación sea más elevado, se obtiene que está suministrando más energía que la que la carga necesita debido a que debe aportar para que el sistema de almacenamiento se pueda cargar debido a que debe soportar la carga residual que no es soportada por las fuentes de energías renovables y por tal razón esa carga se suple con aquellas fuentes no regulables que están a carga fija.

Con respecto al sistema de almacenamiento con baterías se percibe que se tiene que cargar 2 veces al día con una franja de tiempo equivalente de 7 horas promedio, así mismo cada vez que se necesita cargar este sistema de almacenamiento vemos como entrega energía el generador diésel. Se evidencia que el algoritmo permite que el sistema pueda suministrar la potencia disponible en franjas donde pueda ser el kW a un precio más alto, para de esta manera permitir que el sistema pueda recargarse en franjas de tiempo cuyo costo puede ser bajo. Por lo anterior, el sistema de almacenamiento debe cargarse cuando la energía tiene un precio bajo, dado que esto influye a que tenga poca demanda y cuando hay grandes cantidades de oferta de energía en ese momento y este lo debería descargar cuando hay una gran necesidad de demanda de energía y hay poca oferta en ese instante para suministrar energía (momentos pico).

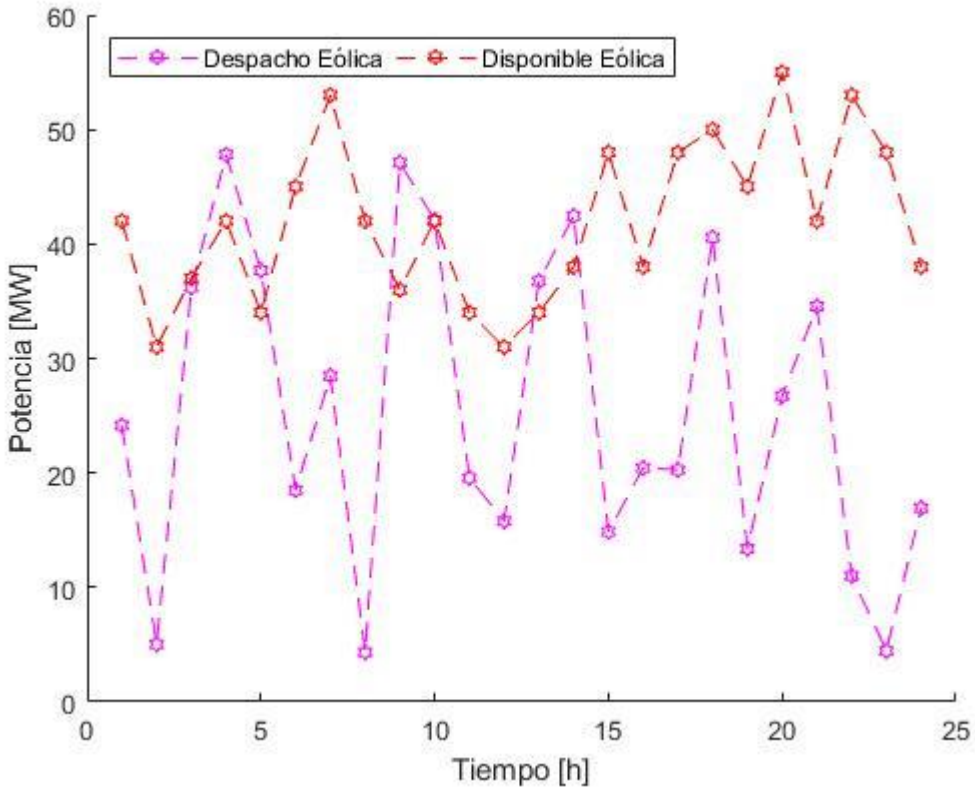
De acuerdo con la Figura 4-5, se muestra que aunque la potencia de la energía fotovoltaica no sea entregada al sistema, se evidencia en la Figura 4-6 que el sistema almacena gran parte de la potencia generada por el recurso solar y por tal razón no está siendo despachada. En la franja horaria de 12 a 17 el algoritmo determina que esta energía puede ser usada en otras horas del día donde el sistema requiera más potencia y los costos de despacho puedan ser más económicos; contemplando que el costo total de este tipo de energía depende de los costos de sobrestimación y subestimación de acuerdo con la potencia que se tenga útil.

**Figura 4-6:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día.



En la **Figura 4-7** se evidencia que se realizó despacho de energía eólica en el transcurso del día y otra porción del día parte de esa energía suministrada fue almacenada donde se evidencia que el algoritmo prevalece la opción de almacenar la mayor cantidad de energía para entregarla en horas de la tarde y de la madrugada, donde se observa que esto se puede realizar debido a que en esa franja horaria hay poca demanda y hay gran cantidad de oferta de energía proveniente de la generación eólica y solar en ese tiempo. Cabe destacar que al igual que el costo de la energía solar esta también depende de los costos de subestimar y sobrestimar la reserva del viento.

**Figura 4-7:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día.

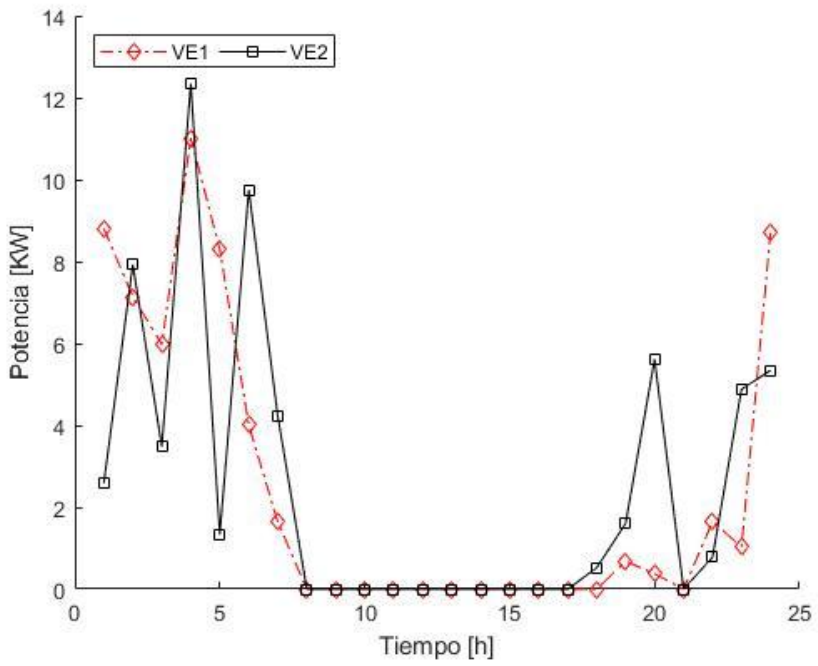



Como se evidencia en las **Figura 4-5**, **Figura 4-6** y **Figura 4-7**en algunas horas la cantidad de potencia suministrada por el recurso eólico es mayor ya que puede ser más económico el costo de operación con este tipo de generación. Incluso se evidencia que todo el tiempo hay una cantidad de energía eólica que es despachada, en la madrugada se muestra que parte de la potencia suministrada para atender la carga proviene del recurso eólico, lo que

comprueba la importancia de almacenar energía en ciertas horas del día para poder entregar esta potencia cuando sea requerido por el sistema y traer mejores utilidades a los dueños de las microredes, esto contemplando los costos asociados en el capítulo 2.

La energía de los vehículos eléctricos es de vital importancia verificarla cuando están conectados a los agregadores, en la **Figura 4-8** se muestran los horarios de carga y descarga de estos beneficiándolos de que la carga pueda tener un costo económico. Para el agregador 1 y agregador 2 se evidencia que el mayor pico para cargar se presenta en la franja horario de 0-6 am cuando el costo del Kw es más bajo de esta manera se puede ajustar la demanda diaria.

**Figura 4-8:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día




## 4.5.2 Valor que toman las variables de decisión en la posición 2

Con base en las simulaciones obtenidas en cada una de las soluciones óptimas, las variables de decisión toman distintos valores para los puntos obtenidos en el Pareto óptimo. En la posición 2 donde corresponde a la siguiente solución:

| Soluciones Óptimas | Índice de congestión | Costo de operación [$] |
|---|---|---|
| 4 | 0,8559 | 24344,4944 |

En la **Figura 4-9** se observa que el sistema de almacenamiento tendría varios ciclos de carga y descarga, al presentarte este efecto se ve que el generador diesel supliría la demanda y de la misma forma aportaría para que este sistema de almacenamiento con baterías se cargue. De igual manera se evidencia que el sistema de almacenamiento tendría muchos ciclos de carga y descarga el cual afectaría la vida últil de este tipo de generación.

**Figura 4-9:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red.

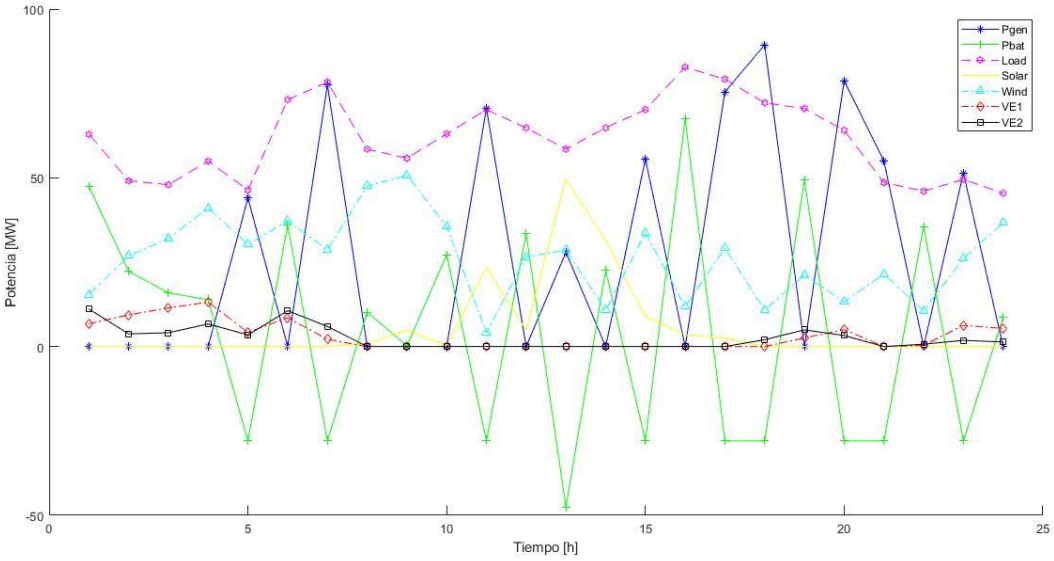


**Figura 4-10:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día.

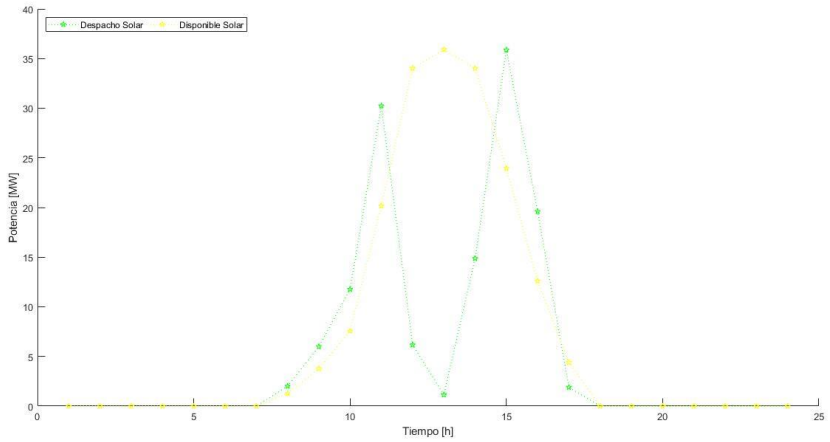
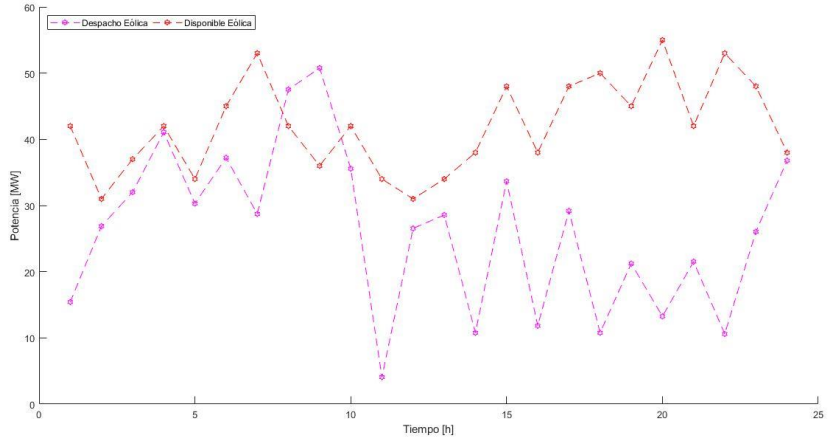



Figura **4-9** se tiene un despacho en significativo en la franja horaria de 10- 15, en las demás franjas de tiempo como se ven la Figura 4-10 se almacena esta energía, también se evidencia que sobre las 13-16 el sistema brinda un poco más del máximo disponible con el almacenamiento que presentó anteriormente. Además en la **Figura 4-7** se evidencia que la energía fue despachada aleatoriamente y también se presentó que hubo un periodo de tiempo que se presentó más suministro de energía en las horas de la mañana y en el resto del día es energía se conservó en el sistema de almacenamiento con baterías para poder ser despachada en las horas de la madrugada como se evidencia en la **Figura 4-9**.

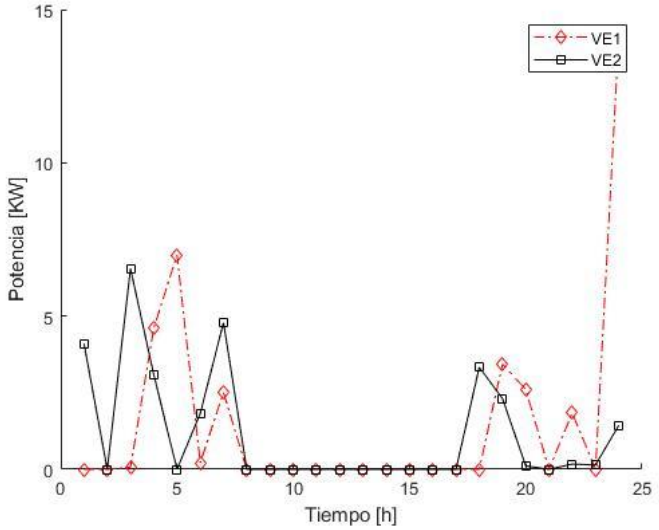
**Figura 4-11:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día.



En la

**Figura 4-12** se percibe que la potencia utilizada por los agregadores para cargar los vehículos está por debajo de 7 Kw en las horas de la madrugada, también se evidencia que el algoritmo escoge estos periodos de tiempo para que se tenga un costo de operación mínimo y donde no se tengan picos de demanda alta. A su vez, se presenta que el agregador presenta un pico alto sobre las 23.

**Figura 4-12:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día



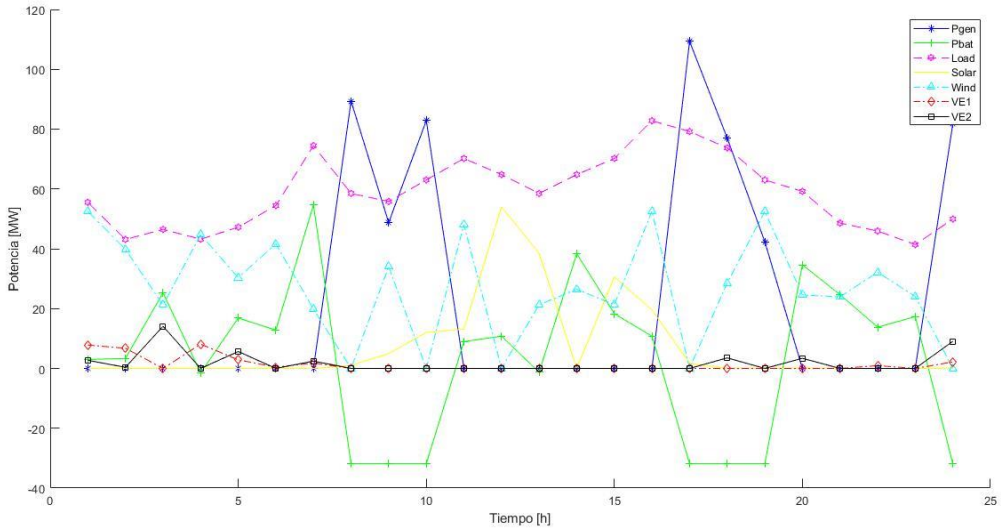

## 4.5.3 Valor que toman las variables de decisión en la posición 3

En la posición 3 donde corresponde a la siguiente solución:

| Soluciones Óptimas | Índice de congestión | Costo de operación [$] |
|---|---|---|
| 5 | 1,0637 | 20876,1415 |

En la **Figura 4-13** se encuentran varias particularidades, una de ellas se evidencia en el sistema de almacenamiento con baterías, donde se puede observar que diariamente se cargaría dos veces y aportaría en las demás franjas de tiempo en entregar energía a la carga, de igual manera cada vez que este sistema de almacenamiento se recarga el generador tradicional entra a suplir la carga de la demanda del sistema.

**Figura 4-13:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red.




De igual manera, se evidencia que en las horas de la madrugada el aporte de este tipo de generación no es elocuente para la carga a atender, y esto se verifica en la **Figura 4-14** donde se muestra que desde las 16:00 a las 08:00 horas no hay energía solar disponible ni almacenada para ser suministrada. También vemos que sobre las 13:00 y 16:00 se usó parte de la energía disponible que fue almacenada sobre las 14:00. De la misma manera, en la **Figura 4-15** se evidencia que la energía eólica que es almacenada en lo sistemas de almacenamiento con baterías y es suministrada esa energía en la madrugada, también vemos que hay una gran cantidad de energía que es suministrada por este tipo de recurso dado que puede ser más económico el costo en esos instantes de tiempo garantizando que la red a suplir esa energía tenga una seguridad para atender el requerimiento de la demanda.

**Figura 4-14:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día.

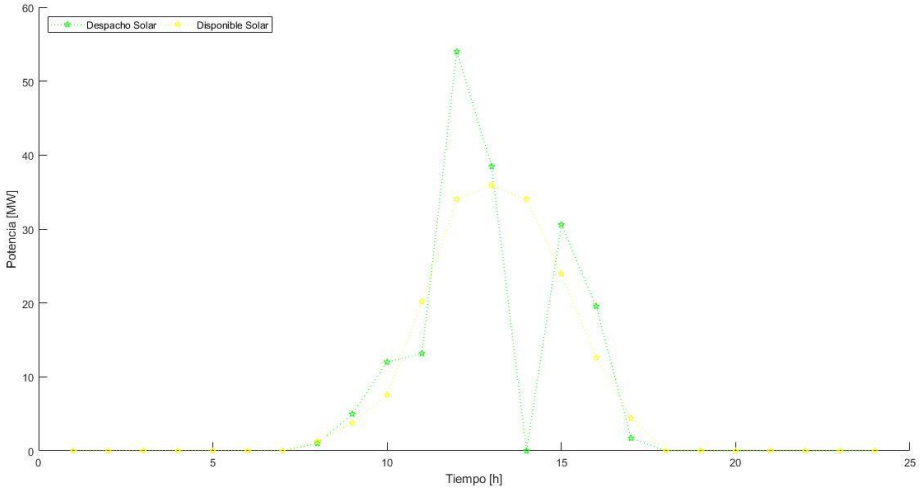
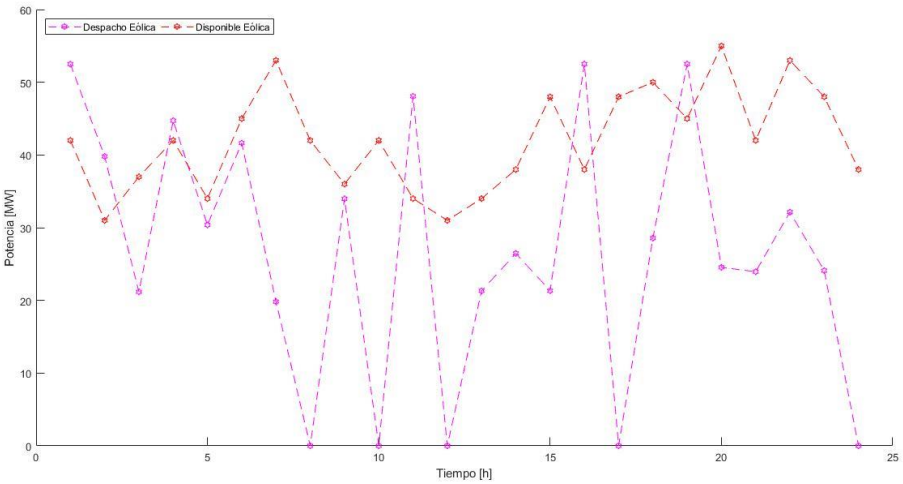
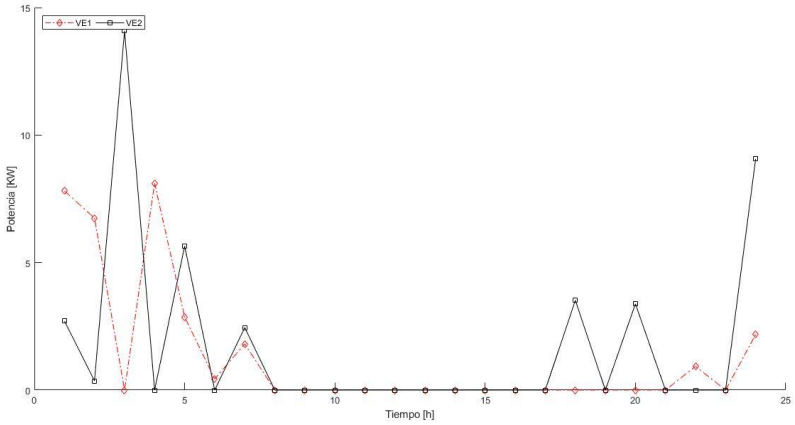



**Figura 4-15:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día.




En la **Figura** 4-16 observamos que el agregador 2 y 1 toman la potencia de la red en las horas de la madrugada para recargarse, de este modo obtiene un menor costo al recargarlo y a su vez sobre 3:00 el agregador presenta un pico alto de potencia.

**Figura 4-16:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día




## 4.5.4 Valor que toman las variables de decisión en la posición 4

En la posición 4 donde corresponde a la siguiente solución:

| Soluciones Óptimas | Índice de congestión | Costo de operación [$] |
|---|---|---|
| 2 | 0,6570 | 128886,6094 |

En la **Figura 4-17** se observa el despacho de energía para obtener un costo mínimo de operación de estas fuentes donde se puede ver que el sistema de almacenamiento con baterías suministra energía casi en todas las 14 horas donde presenta 4 ciclos de carga en el día, lo que refleja que es aprovechada la potencia sobrante de las demás fuentes que se pueda tener. De Igual manera vemos que la energía despachada con el recurso solar es inferior que la potencia disponible en la franja horaria de las 10:00 a las 15:00 horas como se observa en la **Figura 4-18**. En la **Figura 4-19** vemos que en el día se presentan 4 horas en donde se observa que se suministra más energía que la que se tiene disponible, y la energía que no es despachada en las demás horas es almacenada en el sistema, esta energía que es almacenada se evidencia en la **Figura 4-18** que es suministrada en las horas de la noche y la madrugada.

En la **Figura 4-20**, se evidencia que cantidad de potencia es usada por los agregadores y en qué horas del día es usada para cargar los vehículos, donde en las horas de la madrugada y hasta las 8:00 horas se muestra que hay más potencia.

**Figura 4-17:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red.

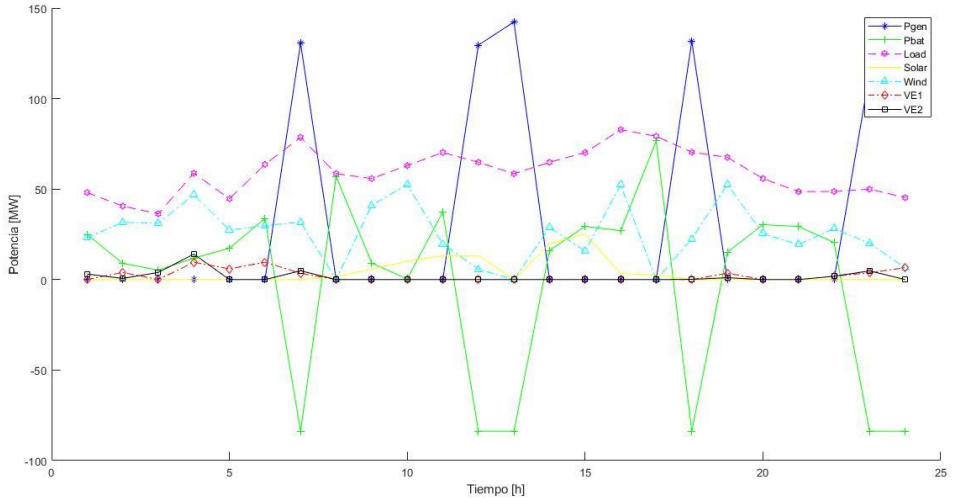



**Figura 4-18:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día.

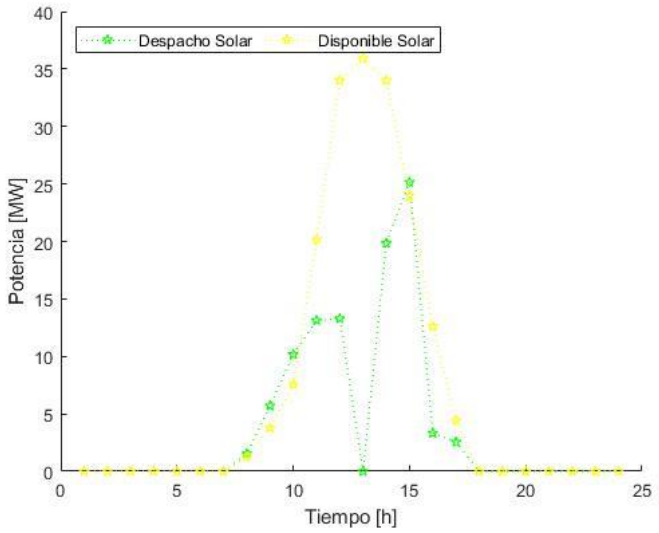


**Figura 4-19:** Cantidad de potencia eólica despachada y disponible en las 24 horas del día.

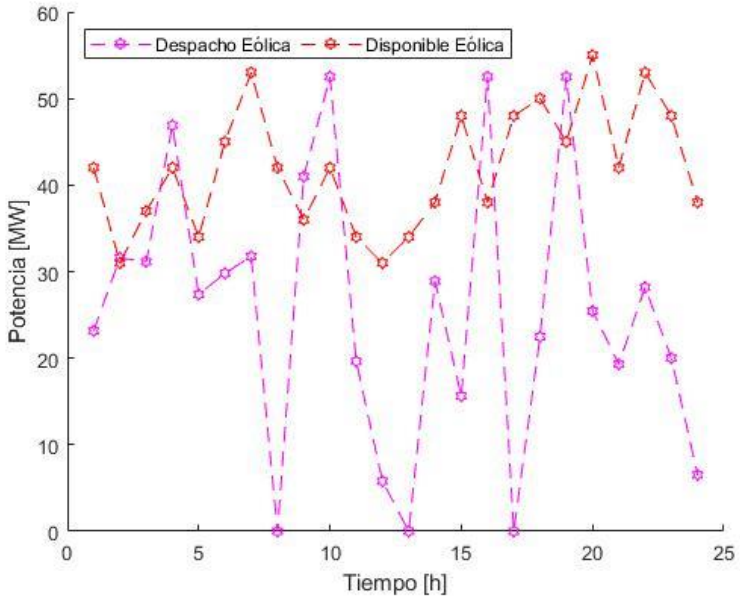
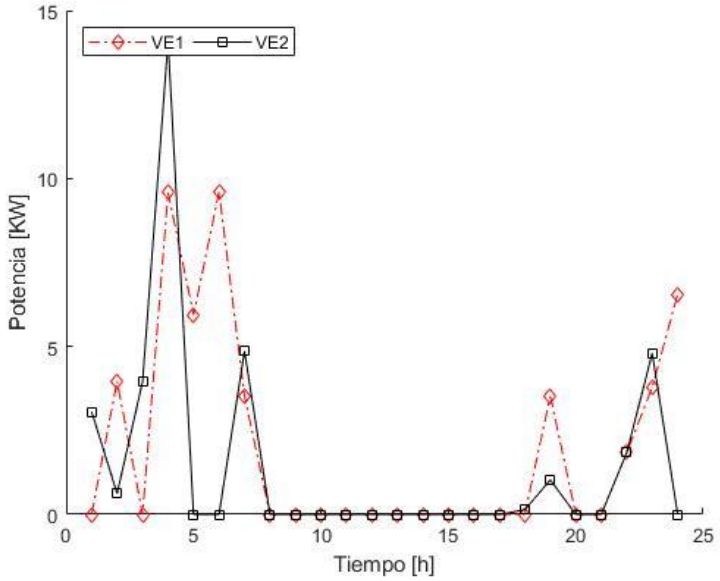



**Figura 4-20:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día



### 4.5.5 Valor que toman las variables de decisión en la posición 5

En la posición 5 donde corresponde a la siguiente solución:

| Soluciones Óptimas | Índice de congestión | Costo de operación [$] |
|---|---|---|
| 2 | 0,6570 | 128886,6094 |

**Figura 4-21** se puede ver que este despacho presenta 3 ciclos de carga del sistema de almacenamiento con baterías, en esta figura se observa que de igual forma la generación tradicional cubre en estos ciclos y suministra la energía requerida por la carga demanda del sistema. De la misma forma podemos ver que el suministro de energía solar es entregada en el horario donde se tiene más radiación y donde se obtiene así mismo más potencia de esta fuente con recurso solar, igualmente en **Figura 4-22 ¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** que se tuvieron dos picos en donde se despachó más energía que la que se tenía disponible sobre las 11:00 y las 16:00 horas esto se logró gracias a que sobre las 13:00 horas donde se evidencia que se almaceno energía dado que no se despachó en ese tiempo energía por lo cual permitió suministrar sobre las 16 horas más de la potencia disponible. El despacho de la energía eólica se evidencia en la **Figura 4-23**, se muestra que en 5 horas del día se suministró más energía que la que se tenía disponible de este recurso y la energía que no se despacha es almacenada; también se puede evidenciar que este tipo de energía resulta ser más económica para despacharla durante las 24 horas del día.

En la **Figura 4-24**, se evidencia que cuando los vehículos eléctricos estén dentro del agregador se podrían cargar sin ningún inconveniente, en esta se evidencia la carga y la descarga que presentan los dos agregadores contemplados donde en la madrugada se cargan, además el agregador 1 presenta un pico alto de energía sobre las 24 horas.

**Figura 4-21:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red.

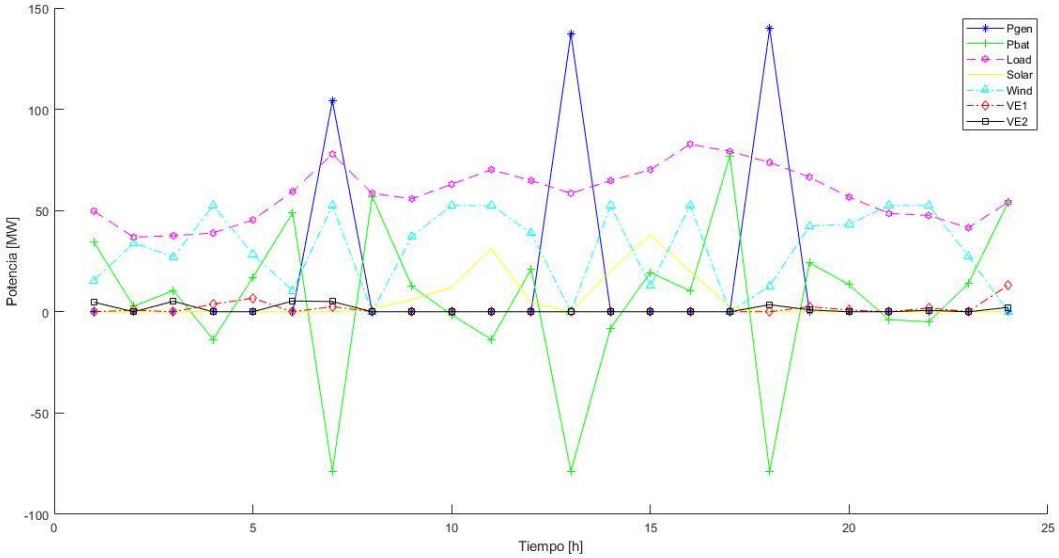



**Figura 4-22:** Cantidad de potencia solar y despachada y disponible en las 24 horas del día.

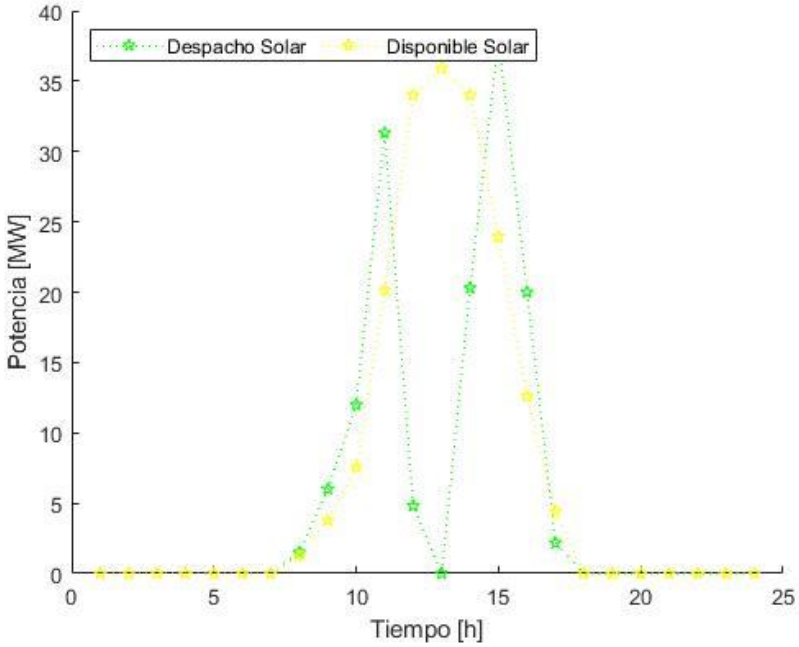


**Figura 4-23:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día.

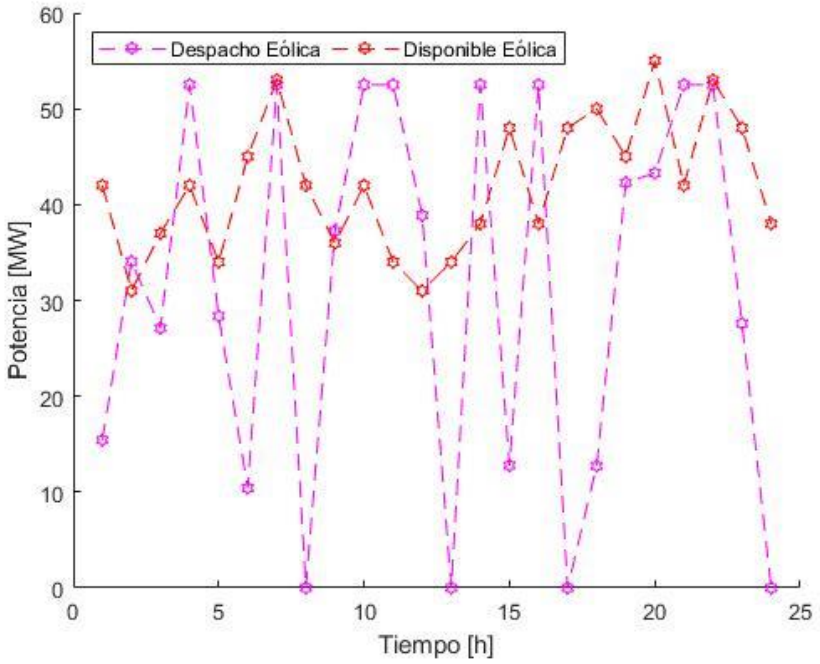
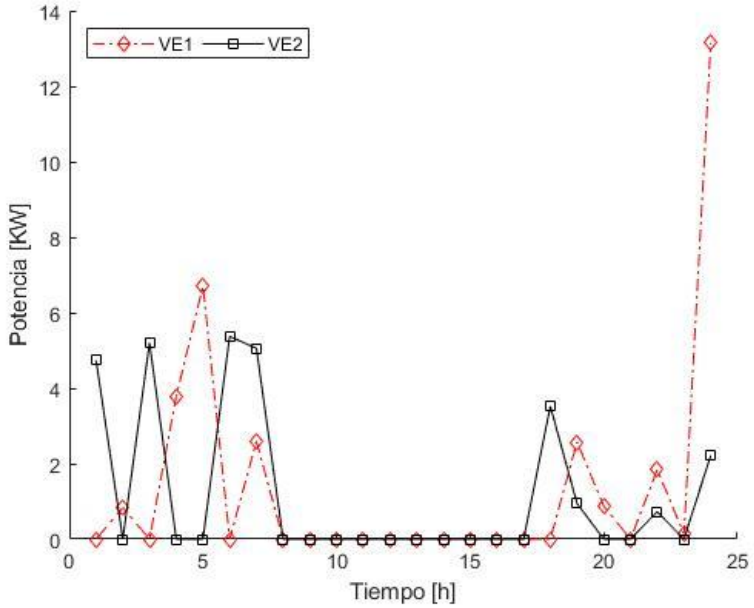



**Figura 4-24:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día



### 4.5.6 Valor que toman las variables de decisión en la posición 6

En la posición 6 donde corresponde a la siguiente solución:

| Resultados | Objetivo 1 | Objetivo 2 |
|---|---|---|
| Soluciones Óptimas | Índice de congestión | Costo de operación [$] |
| 4 | 0,8559 | 24344,4944 |

En la **Figura 4-25** se muestra que, en las horas de mayor carga, el sistema eólico, la generación tradicional y el sistema de almacenamiento con baterías entregan la energía suficiente para satisfacer la demanda.

De la misma manera, el sistema de almacenamiento con baterías presenta 3 ciclos de carga y es usado alrededor de 10 veces en el día lo cual implica que el costo de despacho de este tipo de generación puede ser más económico en este instante de tiempo, también cada vez que este se carga es usada la generación diésel no solo para que supla la demanda sino también para que el sistema de almacenamiento pueda recargarse. Para la energía solar que es despachada se hace énfasis en la **Figura 4-26** donde se puede identificar que hay 2 ciclos en donde es suministrada más energía al sistema que la que se tiene disponible en ese momento como se evidencia en el pico de las 12 y 16 horas, por lo anterior sobre las 13 y 14 horas se presentó un almacenamiento de energía que permitió entregar más energía de la disponible. También pues se muestra que no hay disponibilidad de este recurso en las horas de la madrugada y después de las 17 horas

**Figura 4-25:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red.

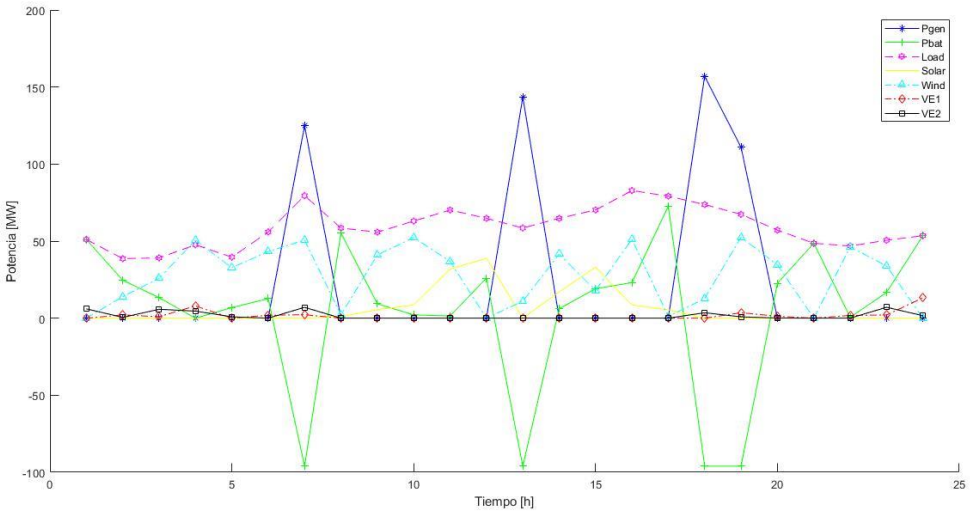
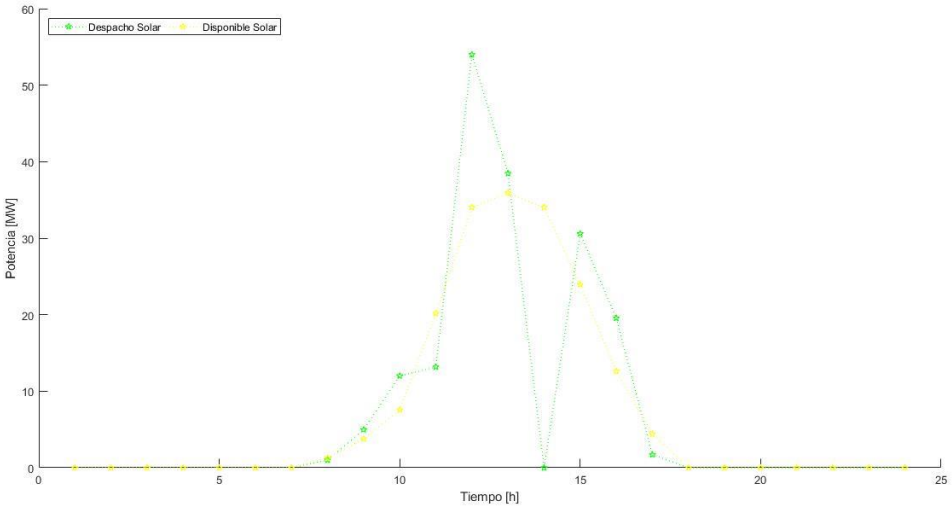
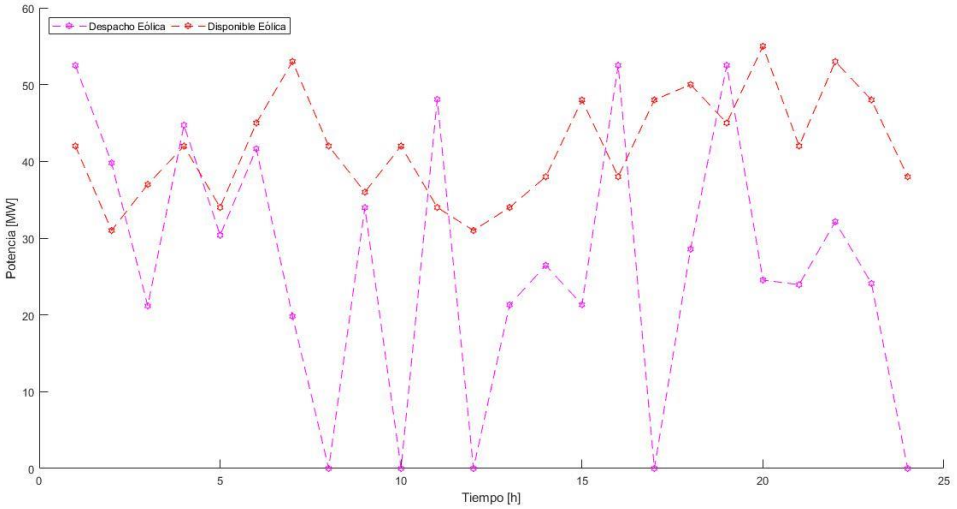



**Figura 4-26:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día.



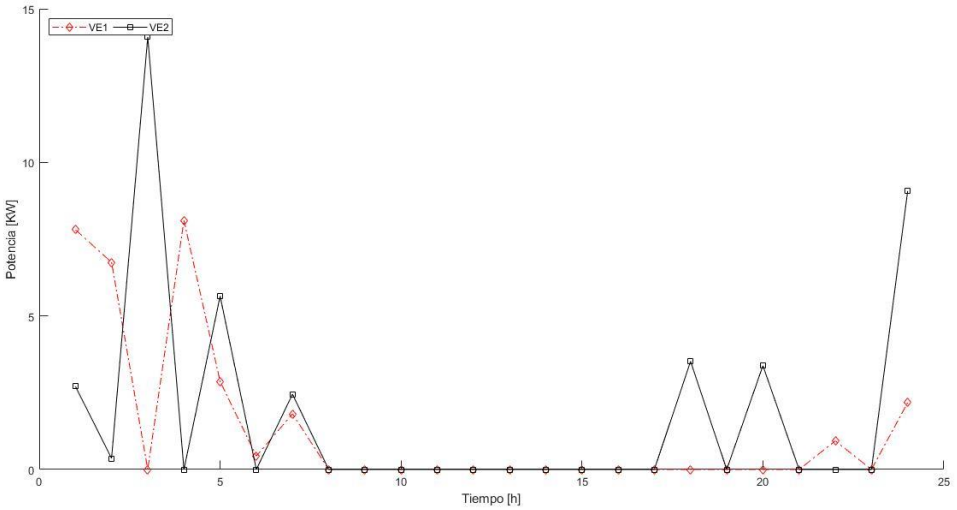

Con respecto a la **Figura 4-27**, se muestra que a lo sumo en 5 horas al día se suministra más energía que la disponible en ese instante de tiempo, en el tiempo que no es entregada esta energía es alojada en el sistema de almacenamiento de baterías donde se evidencia que esta energía es utilizada en las horas de madrugada ya que el algoritmo despachara la que cuente con un mínimo costo y pueda satisfacer parte de la demanda que requiere el sistema.

**Figura 4-27:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día.




En relación con la **Figura 4-28** se puede ver que el comportamiento que tienen los agregador 1 respecto al agregador 2 corresponde a que mientras uno adquiere una grn potencia el otro la tiene en cero y así respectivamente, donde el agregador 2 presenta mayor carga en el día con referencia al agregador 1.

**Figura 4-28:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día



### 4.5.7 Valor que toman las variables de decisión en la posición 7

En la posición 7 donde corresponde a la siguiente solución:

| Soluciones Óptimas | Índice de congestión | Costo de operación [$] |
|---|---|---|
| 7 | 0,9644 | 20959,1494 |

Con referencia a la **Figura 4-29**, el despacho para obtener un costo mínimo de operación consiste en que el sistema almacenamiento por baterías presenta 5 ciclos de carga durante el día, en estos ciclos la generación tradicional entra a suplir la demanda. Para el sistema solar vemos que durante el día el único despacho presente en la franja horaria de las 9-17 horas donde se supone que es donde más se tiene la disponibilidad de este recurso solar en el día, en la **Figura 4-30** se verifica que en las otras horas del día no hay suministro de energía por este recurso, de igual manera se tuvieron 6 picos en donde fue despachada más energía que la que se tenía disponible en ese instante de tiempo. En algunos horarios también pues se muestra que la energía despachada era semejante a la disponible, pero a pesar de esto se almaceno energía en la franja horaria de 13 -14 horas.

En la **Figura 4-31** vemos que en 5 horas se despachó más energía eólica que la que se tenía disponible, en las demás horas del día parte de la energía fue almacenada en los sistemas de almacenamiento de baterías, la cual fue despachada durante el día dado que la potencia de la carga no era tan grande y pudo entregar esta energía permitiendo así un beneficio para este tipo de sistema eólico.

**Figura 4-29:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red.

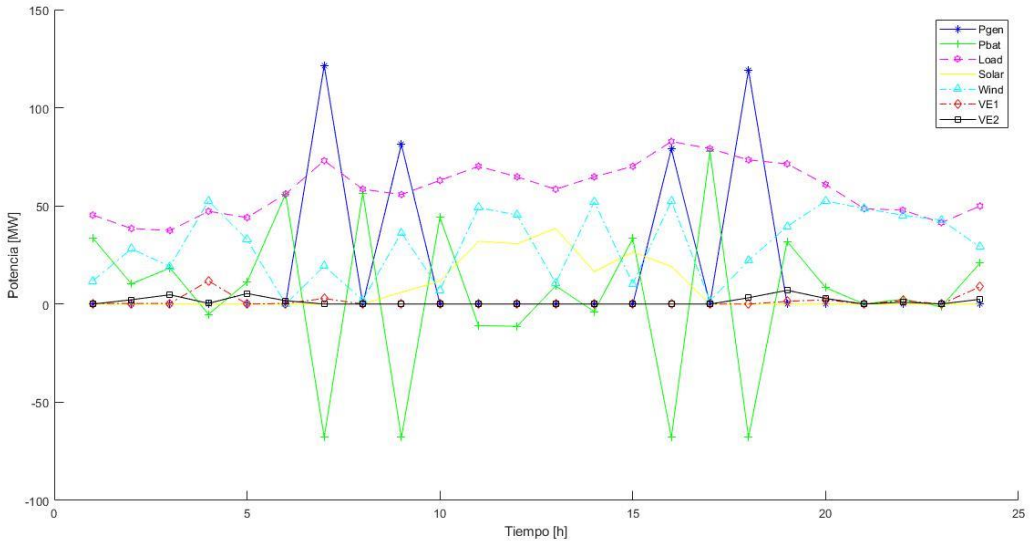



**Figura 4-30:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día.

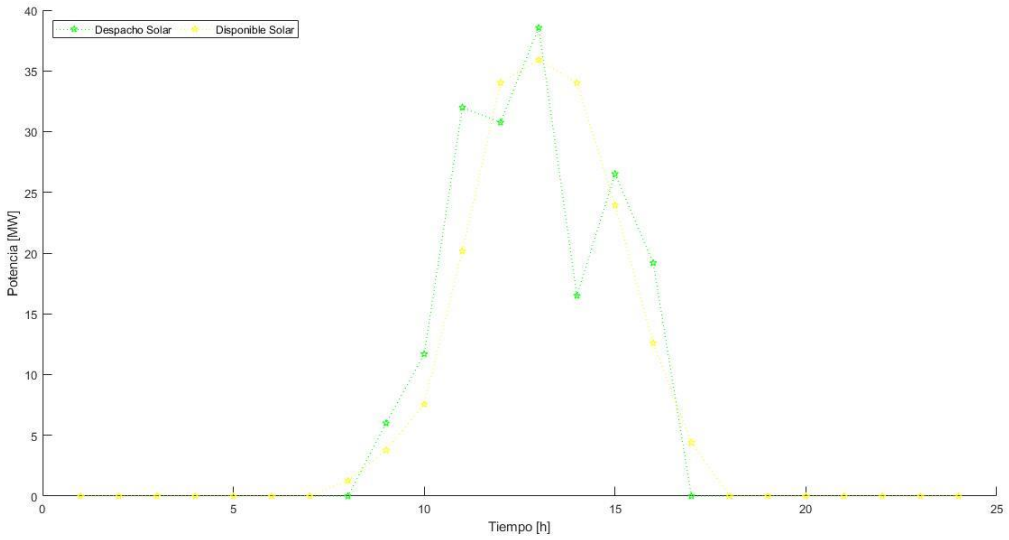


**Figura 4-31:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día.

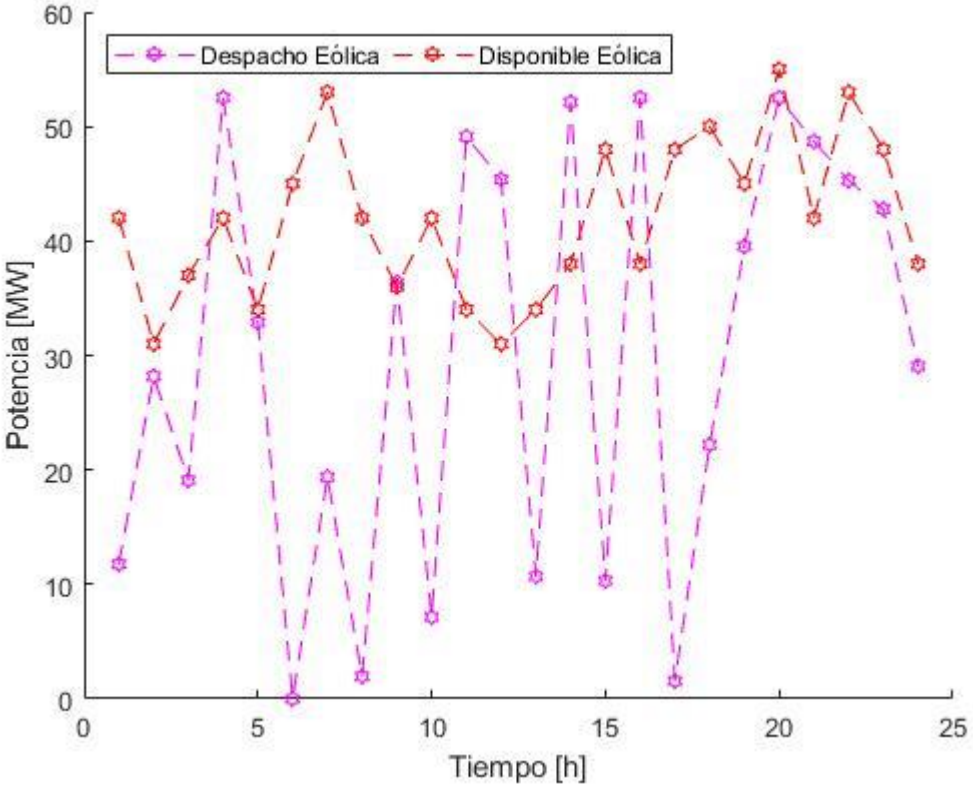
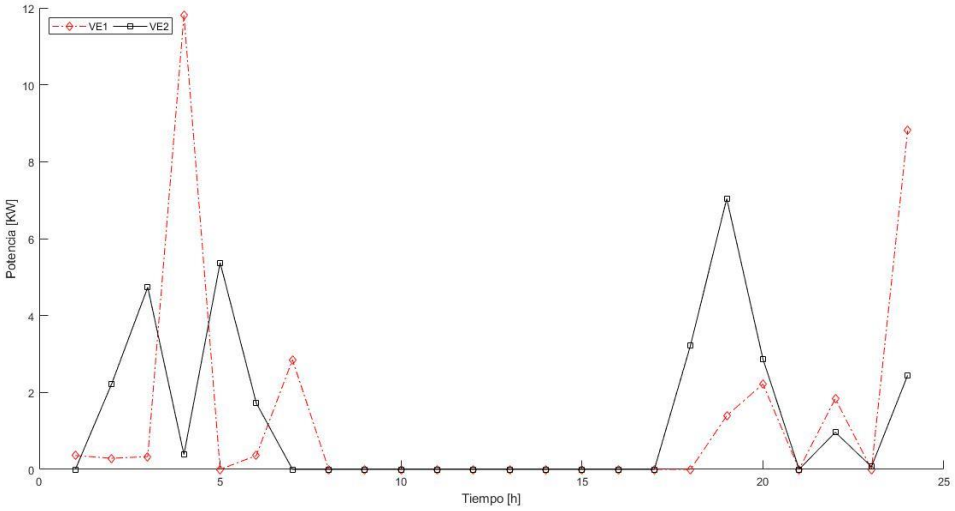



**Figura 4-32:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día



En la **Figura 4-32**, se observa que el agregador 1 presenta un pico sobre las 4 de la mañana y para el agregador 2 se presenta sobre las 19 horas, también se observa que gran parte de los vehículos son cargados en la madrugada considerando que en esa franja horario el costo de carga es más económico.

## 4.5.8 Valor que toman las variables de decisión en la posición 8

En la posición 8 donde corresponde a la siguiente solución:

| Soluciones Óptimas | Índice de congestión | Costo de operación [$] |
|---|---|---|
| 6 | 1,0766 | 18085,8396 |

En la **Figura 4-33**, se observa que el sistema de almacenamiento presenta 3 ciclos de carga, en esos periodos de tiempo de carga del sistema de almacenamiento la generación tradicional suministra energía a la carga. El despacho de la energía solar es despachada en las horas que se tiene mayor disponibilidad de esta energía. Por lo anterior a las 11 y 15 horas se despacha más energía que la disponible, de igual manera a las 12 y 14 horas se tiene una porción de energía que es almacenada.

**Figura 4-33:** Cantidad de potencia por tipo de generación según recurso a utilizar en las 24 horas del día, considerando un indicador de congestión mínimo en la red.

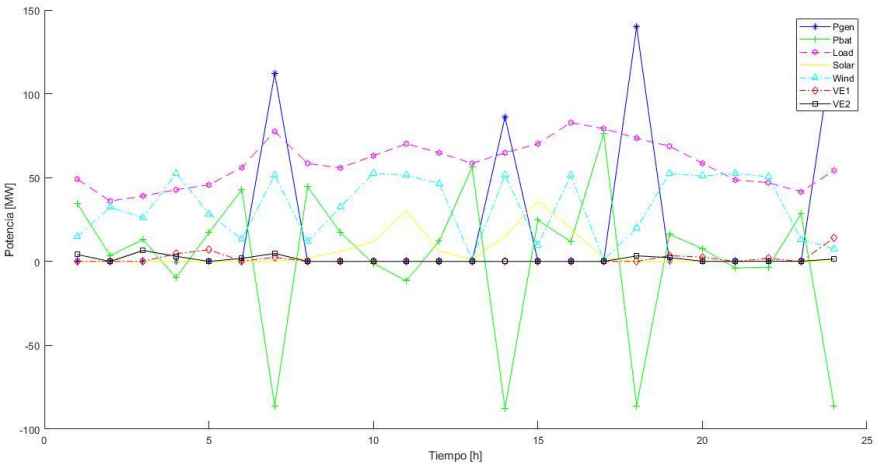
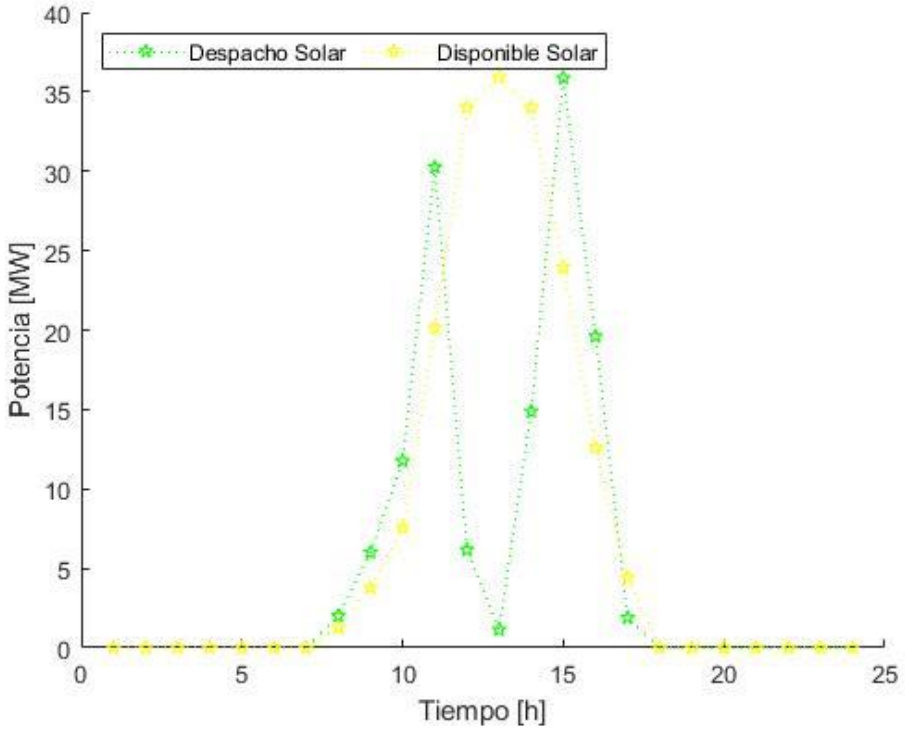
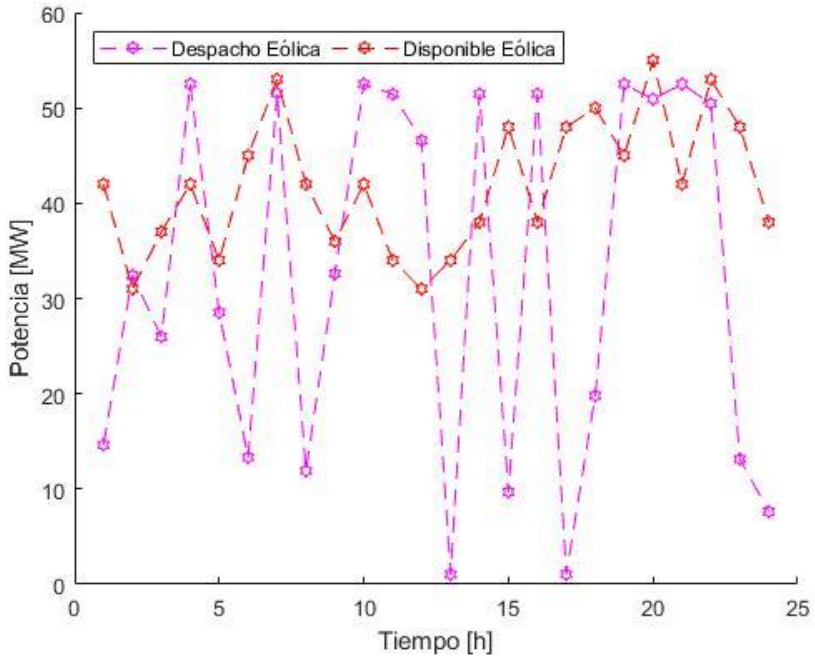


**Figura 4-34:** Cantidad de potencia solar despachada y disponible en las 24 horas del día.



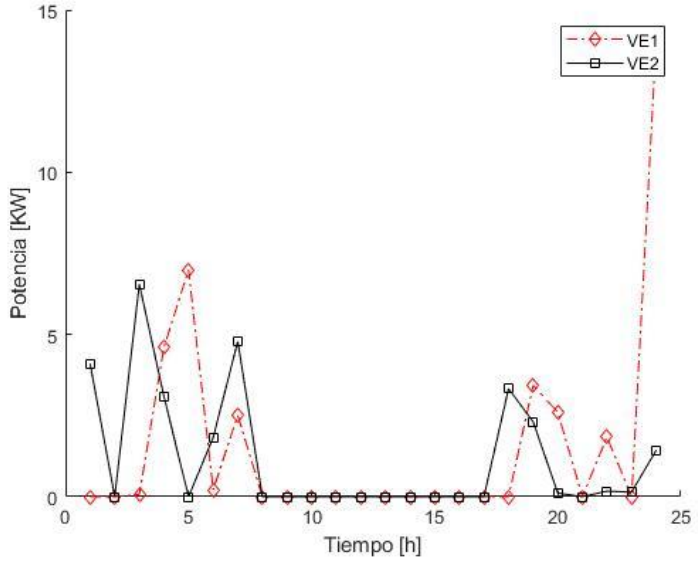

De la misma manera, en **Figura 4-35** se observa que se entregó más energía que la disponible en un periodo de 8 horas, y en las 16 horas faltantes del día esa energía disponible fue almacenada en el sistema de almacenamiento para ser despachada en horarios que sean beneficiosos contemplando los costos de subestimar y sobreestimar. Hay un porte importante en el despacho real que se tiene en el día con respecto al recurso eólico debido a los costos de operación que manejan en esos instantes de tiempo donde es despachada este tipo de energía a la red.

**Figura 4-35:** Cantidad de potencia con recurso eólico despachada y disponible en las 24 horas del día.




Por último, en la **Figura 4-36**, vemos que la mayor potencia se presenta en las horas de la madrugada, para el agregador 2 se presenta un pico alto de potencia sobre las 24 horas.

**Figura 4-36:** Cantidad de potencia de los agregadores de vehículos eléctricos en las 24 horas del día

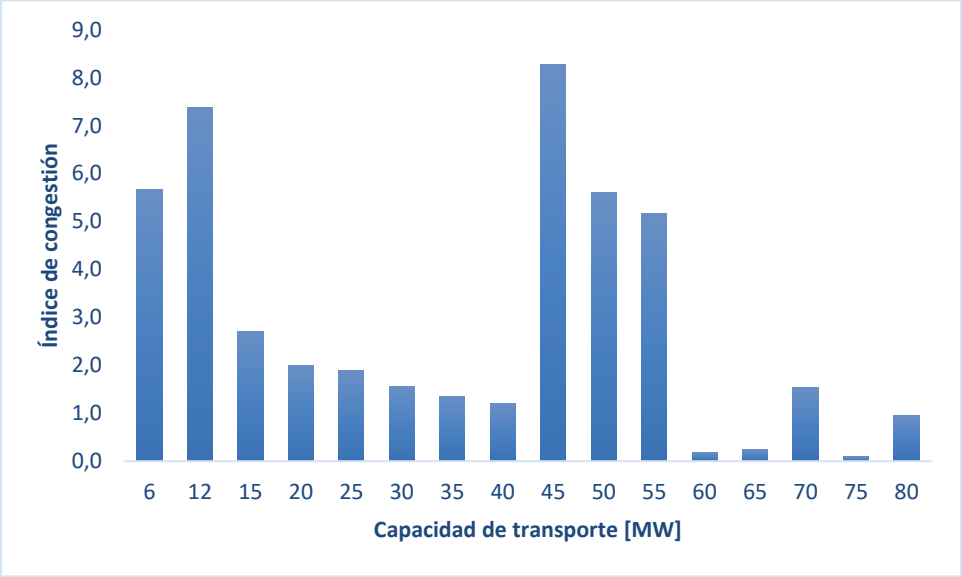


## 4.6 Análisis de sensibilidad de la capacidad de las líneas en el caso 141 IEEE modificado

A continuación, se realizarán algunas simulaciones en el caso de estudio planteado, con el uso del algoritmo multiobjetivo MOPSO para verificar la variación del límite de potencia máximo en las líneas del sistema analizado correspondiente a la red radial del caso 141 de la IEEE. Con lo anterior se proceden a realizar algunos cambios en este sistema para encontrar que impacto de congestión y costo de operación se tendría, al asumir que en 5 años este límite de capacidad de potencia cambie.

Cabe resaltar, que este límite será modificado por encima de 45 MW y por debajo de este valor, dado que en ese valor el sistema obtuvo un mejor comportamiento.

**Figura 4-37:** Relación entre índice de congestión y capacidad de transferencia de potencia en las líneas




Teniendo en cuenta la **Figura 4-37** se observan que los índices de congestión obtenidos con un mínimo costo de operación no presentan una relación directa con la capacidad de potencia de transporte del sistema.

**Figura 4-38:** Relación entre índice de congestión y capacidad de transferencia de potencia en las líneas

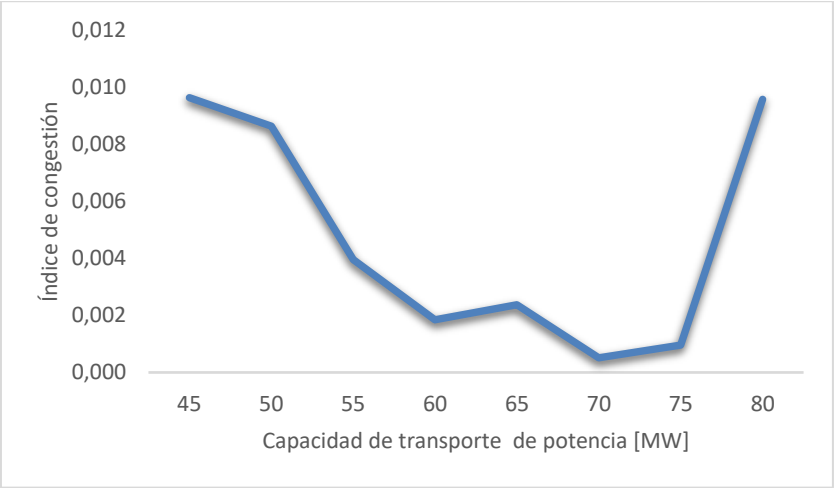
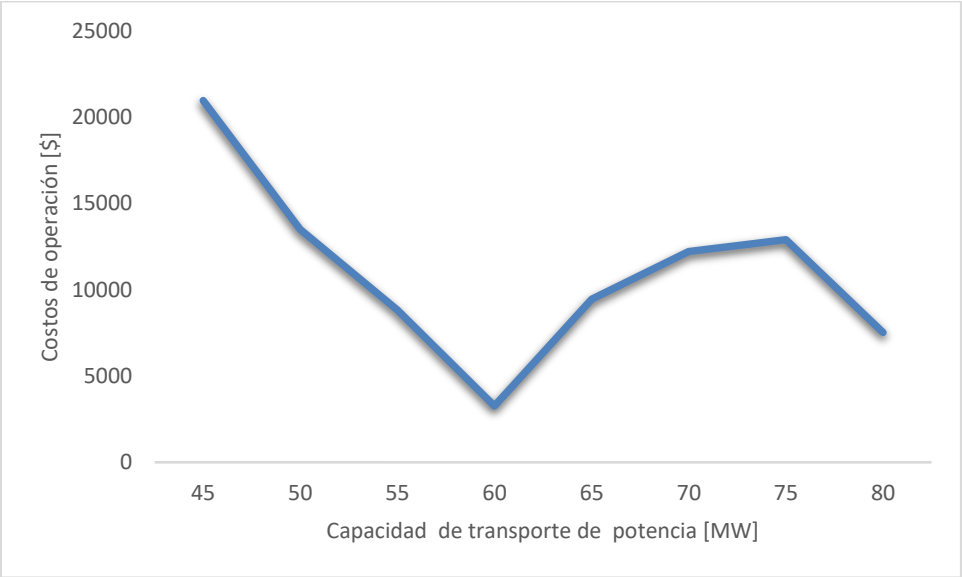
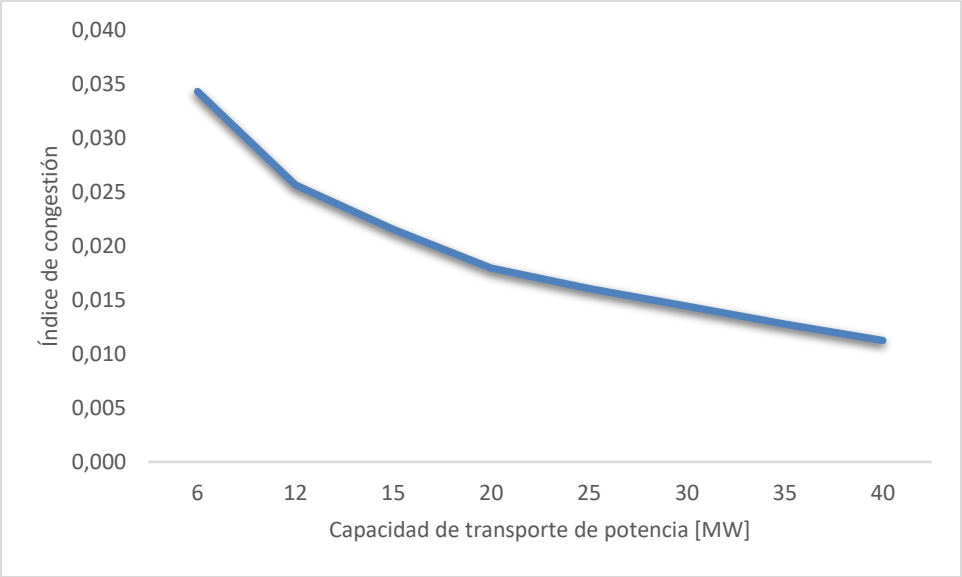



**Figura 4-39:** Relación entre costo de operación y capacidad de transferencia de potencia en las líneas



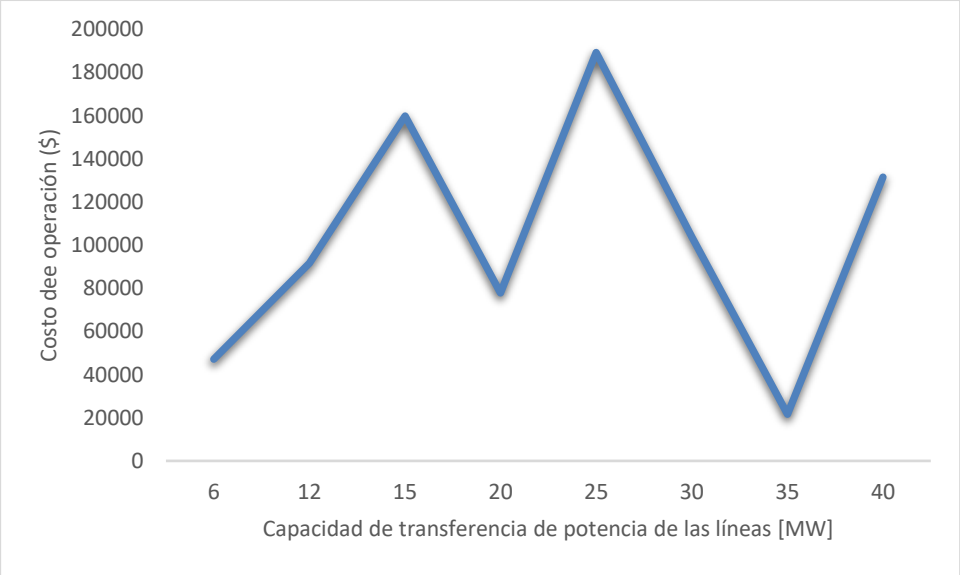

En esta **Figura 4-38** se evidencia que la red no se congestiona con base a la estructura de costos de operación de la gráfica en la **Figura 4-39**, como se observa el análisis está enfocado a capacidades de transporte de más de 50 MW.

**Figura 4-40:** Relación entre índice de congestión y capacidad de transferencia de potencia en las líneas




En la **Figura 4-40** se evidencia que el sistema siempre va a presentar congestión en una capacidad inferior a 45 MW.

**Figura 4-41:** Relación entre costo de operación y capacidad de transferencia de potencia en las líneas



En la **Figura 4-41** y **Figura 4-40** se evidencia que por más que se incremente el costo de operación no se logra descongestionar la red para el sistema de prueba no es óptimo una capacidad inferior a 45 MW.

Finalmente, con estos resultados se cumplen los objetivos planteados en este trabajo, al utilizar un criterio de evaluación de la congestión de un sistema de distribución e implementar un algoritmo de optimización multiobjetivo (congestión y costo de operación) para obtener la programación de la operación en un horizonte de tiempo de 24 horas, satisfaciendo el objetivo general.

## 4.7 Comparación de Resultados con MOPSO y NSGA-II

En las siguientes gráficas que se verán a continuación se evidencia que los valores de índice de congestión obtenidos en el pareto de MOPSO son mejores contemplando que estos representan un menor costo con respecto al NSGA-II

De igual manera se comprueba que el tiempo de procesamiento de ambos algoritmos obteniendo lo siguiente:

**Tabla 4-13**: Resultados de tiempo de procesamiento de algoritmos utilizados en Matlab.

| MOPSO | NSGA II |
|---|---|
| Generation #50 - Repository size: 8<br>Repository fitness values are stored in REP.pos_fit<br>Repository particles positions are store in REP.pos<br>Elapsed time is 123.942680 seconds.<br>>> | Generation #50 - First front size: 7<br>Elapsed time is 132.724571 seconds.<br>>> |

Según la tabla anterior donde se muestra el tiempo de procesamiento de ambos algoritmos se evidencia que MOPSO presenta un tiempo de procesamiento menor.

A continuación, se muestran algunas comparaciones entre los dos algoritmos.

**Figura 4-42:** Pareto del MOPSO en un índice de congestión 1.045 y Costo (1.142 E4)

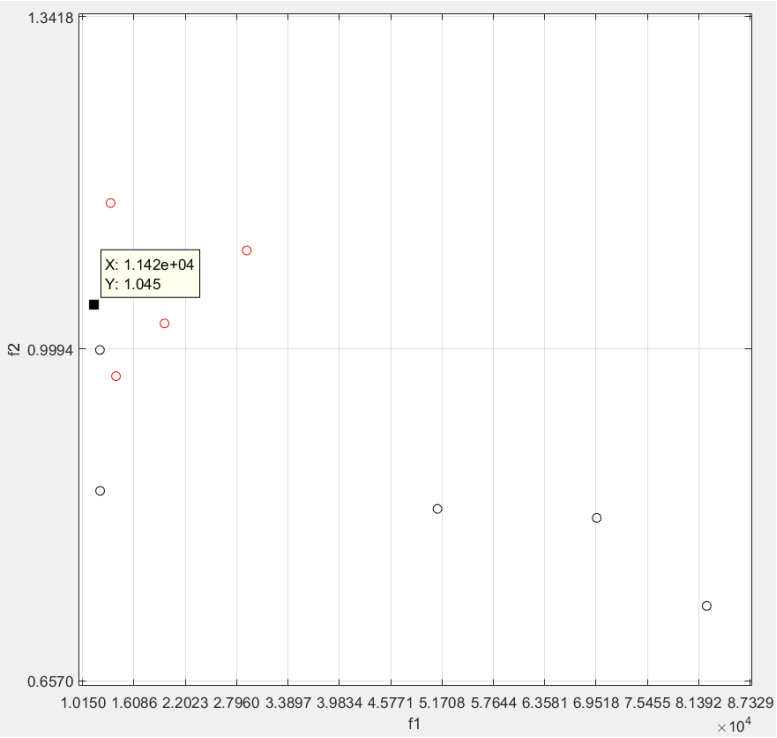



**Figura 4-43:** Pareto del NSGA-II en un índice de congestión 1.048 y Costo (2.813 E4)

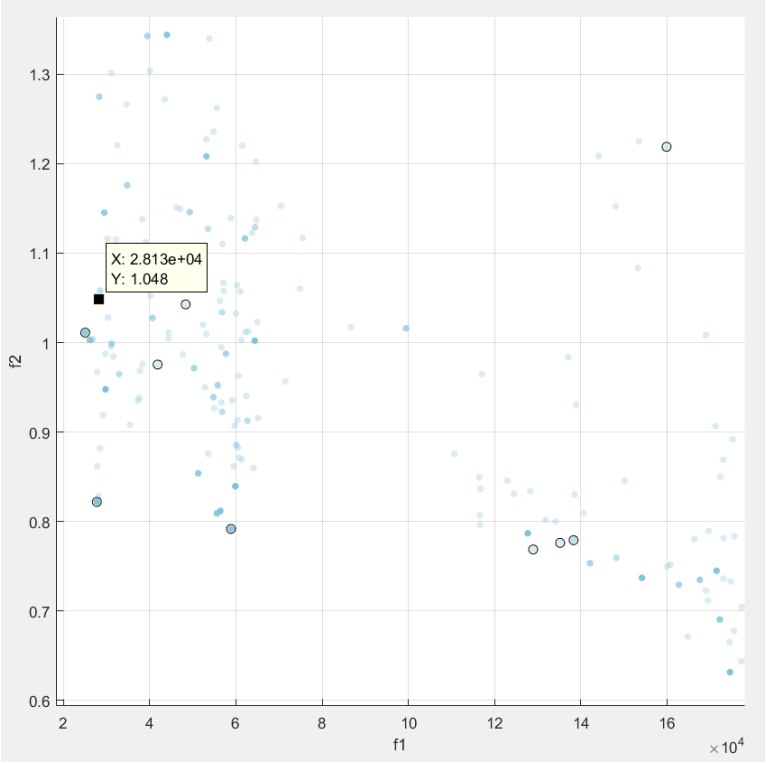



**Figura 4-44:** Pareto del MOPSO en un índice de congestión 0.9983 y Costo (1.215E4)

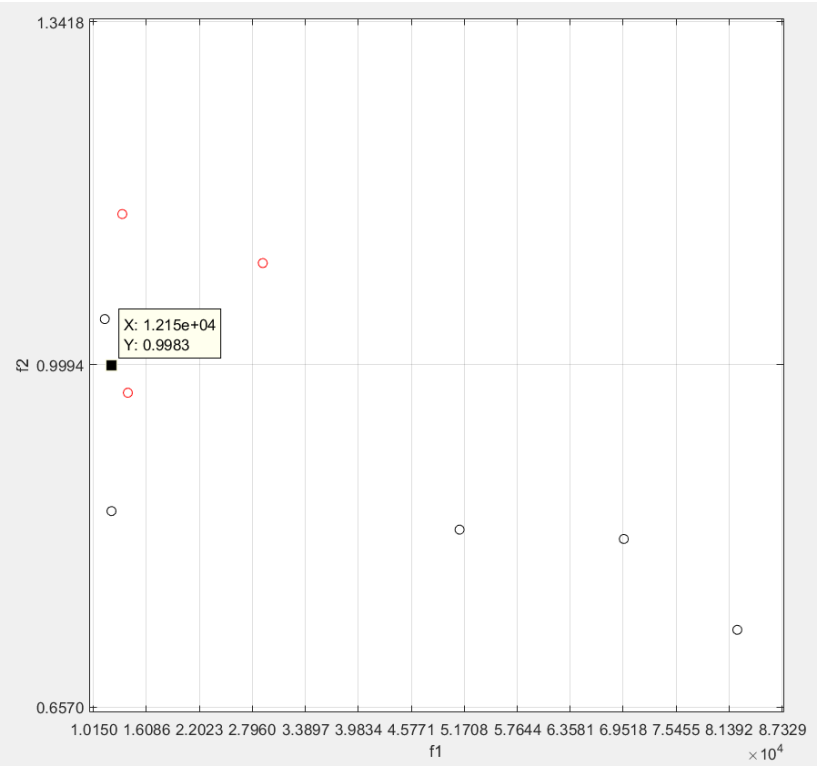



**Figura 4-45:** Pareto del NSGA-II en un índice de congestión 0.9956 y Costo (3.103E4)

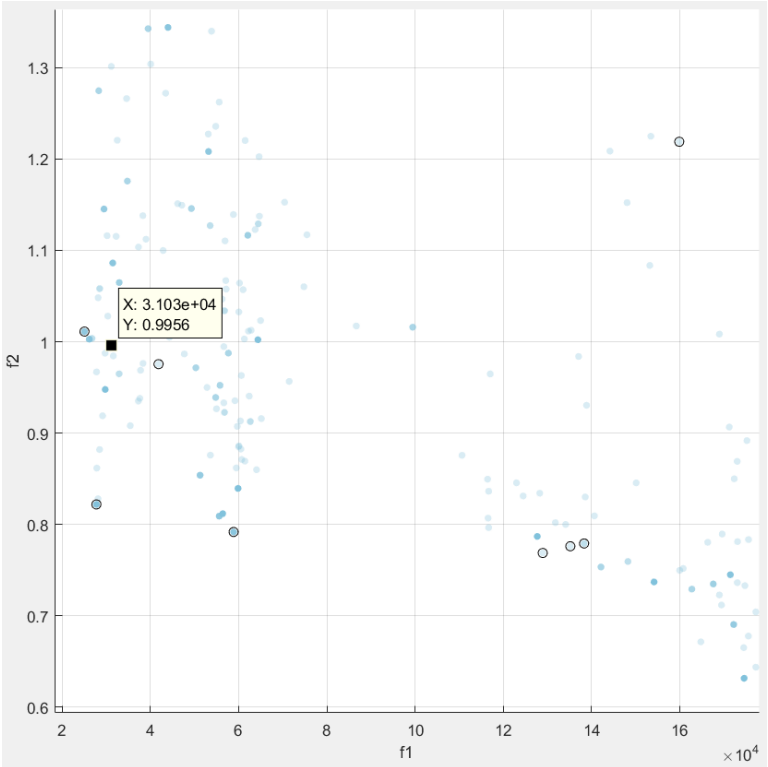


**Figura 4-46:** Pareto del MOPSO en un índice de congestión 0.853 y Costo (1.217E4)

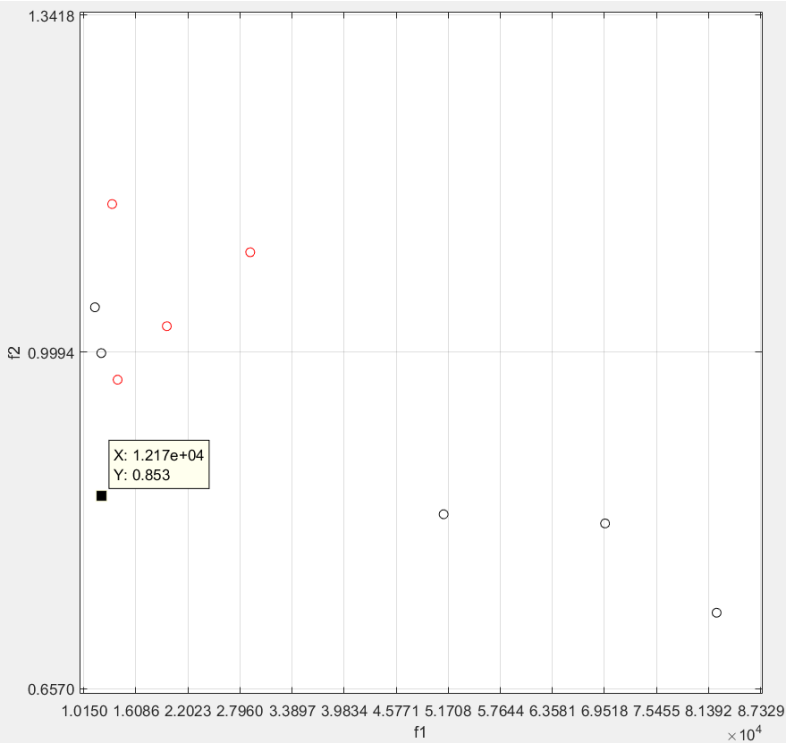



**Figura 4-47:** Pareto del NSGA-II en un índice de congestión 0.8538 y Costo (5.124E4)

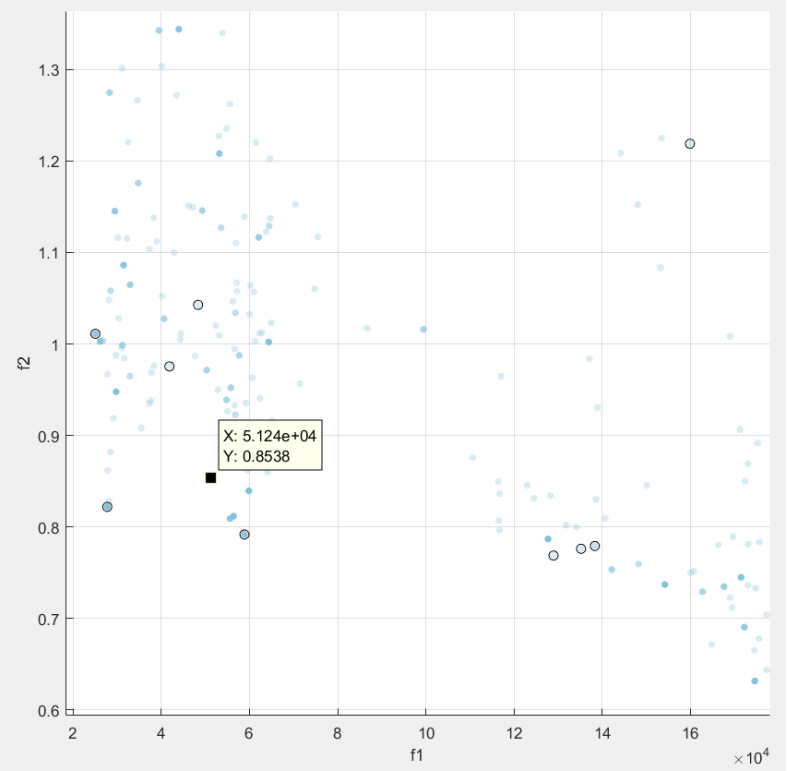


**Figura 4-48:** Pareto del MOPSO en un índice de congestión 0.7344 y Costo (8.231E4)

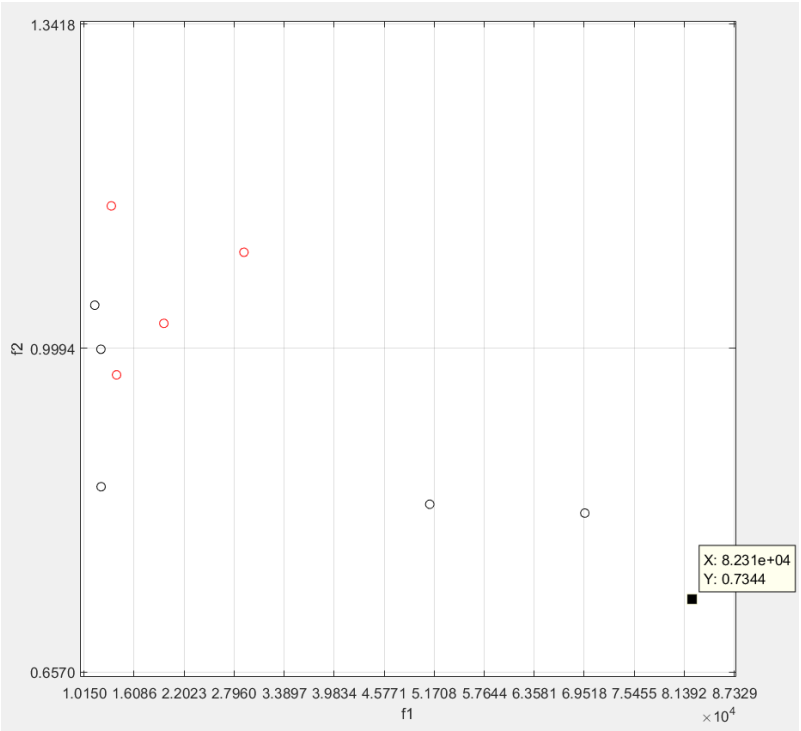
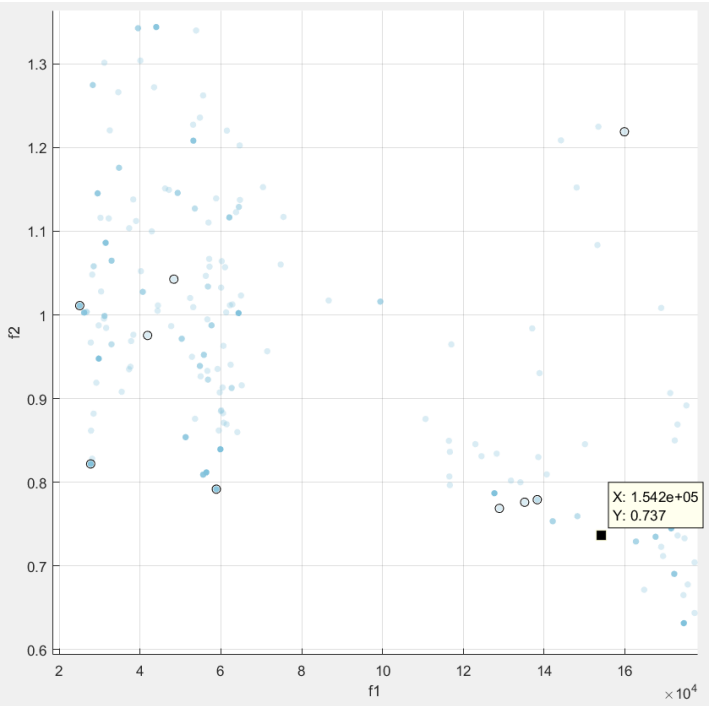



**Figura 4-49:** Pareto del NSGA-II en un índice de congestión 0.737 y Costo (1.542E4))



# 5. Conclusiones y recomendaciones

## 5.1 Conclusiones

El método multiobjetivo de optimización de enjambre de partículas (MOPSO), permitió minimizar el índice congestión resultante en una microred de prueba, con la inclusión de diferentes fuentes de energía al mismo tiempo que se considera el objetivo de minimizar el costo de operación de esta.

La corrida del modelo de optimización proporcionó un conjunto de soluciones óptimas de Pareto para cualquier rango de congestión, dando al operador del sistema una carta de opciones para tomar decisiones operativas y comerciales más acertadas.

Sin la aplicación de modelos de optimización, se pueden tomar decisiones operativas opuestas, es decir, en algunos casos obtener un mínimo en el índice de congestión implica un costo mayor de operación. Por lo anterior, los modelos de optimización son herramientas fundamentales para la operación económica y confiable de la red.

Cuando se complementa un análisis de optimización con el área de planificación de la red, se logra optimizar o controlar las inversiones asociadas a ampliar la capacidad del sistema de manera sobredimensionada.

El índice de congestión propuesto permite conocer el estado inicial del sistema, por lo que, al analizar la incursión en proyectos de generación próximos a ser instalados se tendrá una noción de las variables del sistema y de su comportamiento. Con esto se definirá las estrategias a optar como la repotenciación de líneas congestionadas.

Tener un sistema con una capacidad amplia de transporte ayuda a minimizar la congestión en la red, este trabajo proporciona a los operadores y planificadores de red opciones para tomar decisiones acertadas en la solución de la congestión de manera que se minimicen los costos de operación de la red y por lo tanto el operador contara con una herramienta de toma de decisiones para pensar en aspecto de contingencia de algunos elementos del sistema.

Este trabajo pone de base una herramienta para realizar ejercicios que puedan aportar en una planificación de la operación de la red, garantizando estrategias que permitan tener suficiente capacidad de generación y transporte.

Cuando se evalúan las variables de decisión en cada uno de los puntos del pareto, se demuestra que al realizar el despacho para algunos casos es más favorable que la energía sea almacenada cuando se tienen excesos de energía solar y eólica, esto se debe a que en algunos momentos despacharlas implica un costo menor y además que puede ser necesaria para que sea suministrada en algunos momentos más críticos

También se evidencia que la generación diésel siempre es usada o preferible, debido a que las fuentes de energía renovable (solar y eólica) son fuentes muy volátiles o que dependen de las condiciones climáticas que llevan a fluctuaciones de inyección de potencia, por lo cual esa energía que dejan de suministrar debe ser inyectada al sistema y compensada mediante las fuentes de energía regulables. Adicionalmente la capacidad de generación de los recursos renovables considerados en la red de prueba es relativamente bajo, lo que implica que la generación tradicional siempre está presente en la programación de la operación del sistema, dando una señal de conveniencia para la expansión o penetración de recursos renovables en la red

Los excedentes de energía solar y eólica son utilizados para cargar el sistema mediante el almacenamiento en baterías. Dentro del comportamiento de estas, se evidencia que se descarga cuando hay una gran necesidad de demanda de energía y hay muy poca oferta en ese instante de tiempo. Así mismo este se carga cuando la energía toma un costo más bajo y a su vez existe poca demanda, donde por lo general se tienen grandes cantidades de oferta de energía.

## 5.2 Recomendaciones y trabajos futuros

En el sistema ya modelado se pueden plantear otras estrategias de optimización del índice de congestión tales como la ubicación óptima de inyección de energías renovables, cargas controlables contemplando la capacidad de generación necesaria para obtener un índice mínimo de congestión y así mismo un costo de operación menor.

Realizar un análisis de sensibilidad de curvas de carga en el sistema bajo estudio con el fin de verificar las implicaciones que tendrían en el índice de congestión y en las variables de decisión evaluadas.

El estudio resultante es una herramienta que permite ser modelado en los sistemas de distribución de los operadores de red para optimizar la congestión presente y los costos que podrían incurrir cuando se masifique la generación distribuida.

En síntesis, el paso siguiente en esta línea de investigación corresponde a el planteamiento de un análisis detallado de contingencias, considerando la probabilidad de ocurrencia de estas, para que el operador de la red tenga una herramienta adicional para decir en qué punto del Pareto es más conveniente trabajar para lograr una robustez ante contingencias.

# Bibliografía


[1] S. Huang, Q. Wu, Z. Liu, and A. H. Nielsen, “Review of congestion management methods for distribution networks with high penetration of distributed energy resources,” in *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe*, Jan. 2015, vol. 2015-Janua, no. January, doi: 10.1109/ISGTEurope.2014.7028811.

[2] A. Abdolahi, J. Salehi, F. Samadi Gazijahani, and A. Safari, “Probabilistic multi-objective arbitrage of dispersed energy storage systems for optimal congestion management of active distribution networks including solar/wind/CHP hybrid energy system,” *J. Renew. Sustain. Energy*, vol. 10, no. 4, Jul. 2018, doi: 10.1063/1.5035081.

[3] K. Spiliotis, S. Claeys, A. Ramos Gutierrez, and J. Driesen, “Utilizing Local Energy Storage for Congestion Management and Investment Deferral in Distribution Networks.”

[4] J. M. L. Lezama, “PROPUESTAS ALTERNATIVAS PARA MANEJO DE CONGESTIÓN EN EL MERCADO DE ENERGÍA ELÉCTRICA COLOMBIANO,” 2006.

[5] S. Gope, S. Dawn, R. Mitra, A. K. Goswami, and P. K. Tiwari, “Transmission congestion relief with integration of photovoltaic power using lion optimization algorithm,” in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2019, vol. 816, pp. 327–338, doi: 10.1007/978-981-13-1592-3_25.

[6] E. Reihani, P. Siano, and M. Genova, “A new method for peer-to-peer energy exchange in distribution grids,” *Energies*, vol. 13, no. 4, 2020, doi: 10.3390/en13040799.

[7] K. Vijayakumar, “Multiobjective optimization methods for congestion management in deregulated power systems,” *J. Electr. Comput. Eng.*, 2012,

doi: 10.1155/2012/962402.

[8] J. M. L. LEZAMA, “UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA SEDE MANIZALES DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y COMPUTACIÓN,” Manizalez, 2006.

[9] Institute of Electrical and Electronics Engineers, IEEE Dielectrics and Electrical Insulation Society. Kolkata Chapter, IEEE Power & Energy Society. Kolkata Chapter, Institute of Electrical and Electronics Engineers. Kolkata section, and North Eastern Regional Institute of Science and Technology, *2012 1st International Conference on Power and Energy in NERIST (ICPEN) : proceedings : [held at new seminar hall of North Eastern Regional Institute of Science and Technology] : Nirjuli, Arunachal Pradesh, India : 28-29 December 2012*. .

[10] J. Hazra and A. K. Sinha, “Congestion management using multiobjective particle swarm optimization,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 22, no. 4, pp. 1726–1734, Nov. 2007, doi: 10.1109/TPWRS.2007.907532.

[11] I. Kalogeropoulos and H. Sarimveis, “Predictive control algorithms for congestion management in electric power distribution grids,” *Appl. Math. Model.*, vol. 77, pp. 635–651, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.apm.2019.07.034.

[12] W. Liu, Q. Wu, F. Wen, and J. Ostergaard, “Day-ahead congestion management in distribution systems through household demand response and distribution congestion prices,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 5, no. 6, pp. 2739–2747, 2014, doi: 10.1109/TSG.2014.2336093.

[13] M. Kashyap and S. Kansal, “Hybrid approach for congestion management using optimal placement of distributed generator,” *Int. J. Ambient Energy*, vol. 39, no. 2, pp. 132–142, 2018, doi: 10.1080/01430750.2016.1269676.

[14] J. Li and F. Li, “A Congestion Index considering the Characteristics of Generators & Networks.”

[15] P. Biswas and B. B. Pal, “A fuzzy goal programming method to solve congestion management problem using genetic algorithm,” *Decis. Mak. Appl. Manag. Eng.*, vol. 2, no. 2, Oct. 2019, doi: 10.31181/dmame1902040b.

[16] S. Patil and N. Asati, “CONGESTION MANAGEMENT USING GENETIC

ALGORITHM," 2019. [Online]. Available: www.irjeas.org,.

[17] H. Khani, M. R. D. Zadeh, and A. H. Hajimiragha, "Transmission Congestion Relief Using Privately Owned Large-Scale Energy Storage Systems in a Competitive Electricity Market," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 31, no. 2, pp. 1449–1458, Mar. 2016, doi: 10.1109/TPWRS.2015.2414937.

[18] K. Furusawa, H. Sugihara, K. Tsuji, and Y. Mitani, "A Study on Power Flow Congestion Relief by using Customer-side Energy Storage System," *IEEJ Trans. Power Energy*, vol. 125, no. 3, pp. 293–301, 2005, doi: 10.1541/ieejpes.125.293.

[19] F. D'Agostino, S. Massucco, P. Pongiglione, M. Saviozzi, and F. Silvestro, "Optimal der regulation and storage allocation in distribution networks: Volt/Var optimization and congestion relief," in *2019 IEEE Milan PowerTech, PowerTech 2019*, 2019, doi: 10.1109/PTC.2019.8810422.

[20] J. Hazra, M. Padmanaban, F. Zaini, and L. C. De Silva, "Congestion relief using grid scale batteries," in *2015 IEEE Power and Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference, ISGT 2015*, Jun. 2015, doi: 10.1109/ISGT.2015.7131789.

[21] A. N. M. M. Haque, P. H. Nguyen, W. L. Kling, and F. W. Bliek, "Congestion management in smart distribution network," in *Proceedings of the Universities Power Engineering Conference*, Oct. 2014, doi: 10.1109/UPEC.2014.6934751.

[22] R. T. Elliott *et al.*, "Sharing Energy Storage Between Transmission and Distribution," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 34, no. 1, pp. 152–162, Jan. 2019, doi: 10.1109/TPWRS.2018.2866420.

[23] G. Koeppel, M. Geidl, G. Andersson, G. Koeppel, M. Geidl, and G. Andersson, "'Value of Storage Devices in Congestion Constrained Distribution Networks' Value of Storage Devices in Congestion Constrained Distribution Networks," 2004.

[24] B. K. Sarkar, A. De, and A. Chakrabarti, "Impact of Distributed Generation for congestion relief in power networks," in *2012 1st International Conference on*

*Power and Energy in NERIST, ICPEN 2012 - Proceedings*, 2012, doi: 10.1109/ICPEN.2012.6492324.

[25] K. Zhang, S. Troitzsch, S. Hanif, and T. Hamacher, “Coordinated Market Design for Peer-to-Peer Energy Trade and Ancillary Services in Distribution Grids Control-oriented Building Model (CoBMo) View project Platform for Interconnected Micro-grid Operation (PRIMO) View project Coordinated Market Design for Peer-to-Peer Energy Trade and Ancillary Services in Distribution Grids.” [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/338501038.

[26] J. Hu, G. Yang, C. Ziras, and K. Kok, “Aggregator Operation in the Balancing Market Through Network-Constrained Transactive Energy,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 34, no. 5, pp. 4071–4080, Sep. 2019, doi: 10.1109/TPWRS.2018.2874255.

[27] J. Zhao, Y. Wang, G. Song, P. Li, C. Wang, and J. Wu, “Congestion Management Method of Low-Voltage Active Distribution Networks Based on Distribution Locational Marginal Price,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 32240–32255, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2903210.

[28] Carlos Eduardo Barón Moreno, “TESIS Programación de la operación horaria de una microred minimizando el costo de operación usando el algoritmo heurístico DEEPSO (1),” Nacional de Colombia, 2019.

[29] J. Arévalo, F. Santos, and S. Rivera, “Application of Analytical Uncertainty Costs of Solar, Wind and Electric Vehicles in Optimal Power Dispatch,” *Ingeniería*, vol. 22, no. 3, pp. 324–346, 2017, doi: 10.14483/23448393.11673.

[30] R. S. Wibowo, F. F. Utama, D. F. U. Putra, and N. K. Aryani, “Unit commitment with non-smooth generation cost function using binary particle swarm optimization,” in *Proceeding - 2016 International Seminar on Intelligent Technology and Its Application, ISITIA 2016: Recent Trends in Intelligent Computational Technologies for Sustainable Energy*, Jan. 2017, pp. 571–576, doi: 10.1109/ISITIA.2016.7828723.

[31] Q. Zhang, Z. Ren, R. Ma, M. Tang, and Z. He, “Research on double-layer optimized configuration of multi-energy storage in regional integrated energy

system with connected distributed wind power," *Energies*, vol. 12, no. 20, Oct. 2019, doi: 10.3390/en12203964.

[32] C. Baron and S. Rivera, "Mono-objective minimization of operation cost for a microgrid with renewable power generation, energy storage and electric vehicles," *Rev. Int. Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ing.*, vol. 35, no. 3, Jul. 2019, doi: 10.23967/j.rimni.2019.06.005.

[33] J. C. Arevalo, F. Santos, and S. Rivera, "Uncertainty cost functions for solar photovoltaic generation, wind energy generation, and plug-in electric vehicles: Mathematical expected value and verification by Monte Carlo simulation," *Int. J. Power Energy Convers.*, vol. 10, no. 2, pp. 171–207, 2019, doi: 10.1504/IJPEC.2019.098621.

[34] Z. Xu, Z. Hu, Y. Song, W. Zhao, and Y. Zhang, "Coordination of PEVs charging across multiple aggregators," *Appl. Energy*, vol. 136, pp. 582–589, Dec. 2014, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.08.116.

[35] A. Serpi and M. Porru, "Modelling and Design of Real-Time Energy Management Systems for Fuel Cell/Battery Electric Vehicles," *Energies*, vol. 12, no. 22, p. 4260, Nov. 2019, doi: 10.3390/en12224260.

[36] A. Hussain, V. H. Bui, J. W. Baek, and H. M. Kim, "Stationary energy storage system for fast EV charging stations: Simultaneous sizing of battery and converter," *Energies*, vol. 12, no. 23, 2019, doi: 10.3390/en12234516.

[37] R. Dufo-López and J. L. Bernal-Agustín, "Multi-objective design of PV-wind-diesel-hydrogen-battery systems," *Renew. Energy*, vol. 33, no. 12, pp. 2559–2572, Dec. 2008, doi: 10.1016/j.renene.2008.02.027.

[38] F. Berglund, S. Zaferanlouei, M. Korpås, and K. Uhlen, "Optimal Operation of Battery Storage for a Subscribed Capacity-Based Power Tariff Prosumer—A Norwegian Case Study," *Energies*, vol. 12, no. 23, p. 4450, Nov. 2019, doi: 10.3390/en12234450.

[39] C. Jankowiak, A. Zacharopoulos, C. Brandoni, P. Keatley, P. MacArtain, and N. Hewitt, "The Role of Domestic Integrated Battery Energy Storage Systems for Electricity Network Performance Enhancement," *Energies*, vol. 12, no. 20,

p. 3954, Oct. 2019, doi: 10.3390/en12203954.

[40] B. Zhao, X. Zhang, J. Chen, C. Wang, and L. Guo, “Operation optimization of standalone microgrids considering lifetime characteristics of battery energy storage system,” *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 4, no. 4, pp. 934–943, 2013, doi: 10.1109/TSTE.2013.2248400.

[41] T. Sikorski *et al.*, “A case study on distributed energy resources and energy-storage systems in a virtual power plant concept: Economic aspects,” *Energies*, vol. 12, no. 23, 2019, doi: 10.3390/en12234447.

[42] C. A. C. Coello, G. B. Lamont, and D. A. Van Veldhuizen, *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*. 2007.

[43] and E. M. T. O. R. A. Gallego Rendon, A. H. Escobar Zuluaga, *Tecnicas metaheuristicas de optimizacion*, Segunda. Pereira, 2008.

[44] M. Vélez Gallego and J. Montoya, “Metaheurísticos: Una alternativa para la solución de problemas combinatorios en administración de operaciones,” *Metaheurísticos Una Altern. para la solución Probl. Comb. en Adm. operaciones*, vol. 4, no. 8, pp. 99–115, 2007, doi: 10.24050/reia.v4i8.188.

[45] K. A. Dowsland and B. A. Díaz, “Diseño de heurística y fundamentos del recocido simulado,” *Intel. Artif. Rev. Iberoam. Intel. Artif.*, vol. 7, no. 19, p. 0, 2003.

[46] “Optimización por colonia de hormigas: aplicaciones y tendencias,” *Ing. Solidar.*, vol. 6, no. 10, pp. 83–89, 2011.

[47] A. Jonathan, “ALGORITMO CULTURAL Y DE NUBES DE PARTICULAS MULTI-OBJETIVO PARA EVITAR,” 2017, [Online]. Available: http://oa.upm.es/47845/1/TFM_JONATHAN_AGUIRRE_SAMBONI.pdf.

[48] C. Adrián Correa Flórez, R. ANDRÉS BOLAÑOS Ingeniero Electricista Analista Programación Operación, A. MOLINA CABRERA Ingeniero Electricista, and P. Auxiliar, “Septiembre de 2008,” *Sci. Tech. Año XIV*, vol. 39.

[49] metode penelitian Nursalam, 2016 and A. . Fallis, “ESTUDIO COMPARATIVO DE TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO PARA DETERMINAR LA MÁS ADECUADA EN PROBLEMAS MULTI-

CRITERIO," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2013.

[50] C. A. Coello Coello and M. S. Lechuga, "MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization," *Proc. 2002 Congr. Evol. Comput. CEC 2002*, vol. 2, pp. 1051–1056, 2002, doi: 10.1109/CEC.2002.1004388.

[51] J. Yang, J. Zhou, L. Liu, and Y. Li, "A novel strategy of pareto-optimal solution searching in multi-objective particle swarm optimization (MOPSO)," *Comput. Math. with Appl.*, vol. 57, no. 11–12, pp. 1995–2000, Jun. 2009, doi: 10.1016/j.camwa.2008.10.009.

[52] H. M. Khodr, F. G. Olsina, P. M. D. O. De Jesus, and J. M. Yusta, "Maximum savings approach for location and sizing of capacitors in distribution systems," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 78, no. 7, pp. 1192–1203, 2008, doi: 10.1016/j.epsr.2007.10.002.

[53] S. Bhullar and S. Ghosh, "Optimal integration of multi distributed generation sources in radial distribution networks using a hybrid algorithm," *Energies*, vol. 11, no. 3, 2018, doi: 10.3390/en11030628.

[54] A. Chaouachi, R. M. Kamel, R. Andoulsi, and K. Nagasaka, "Multiobjective Intelligent Energy Management for a Microgrid _ Aymen Chaouachi - Academia," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, no. 4, pp. 1688–1699, 2013, doi: 10.1109/TIE.2012.2188873.

[55] U.S. Energy Information Administration (EIA), "Annual Energy Outlook 2013 with projections to 2040." Washington, DC, p. 244, 2013.